Biblioteca Digital
F C E N - U B A

BIBLIOTECA CENTRAL LUIS F LELOIR
BIBLIOTECA CENTRAL LELOIR
FACULTAD DE CIENCIAS EXACTAS Y NATURALES UBA

Tesis Doctoral

Asimilación de datos reales a escala regional en Argentina

Dillon, María Eugenia

2017-03-17

Este documento forma parte de la colección de tesis doctorales y de maestría de la Biblioteca Central Dr. Luis Federico Leloir, disponible en digital.bl.fcen.uba.ar. Su utilización debe ser acompañada por la cita bibliográfica con reconocimiento de la fuente.

This document is part of the doctoral theses collection of the Central Library Dr. Luis Federico Leloir, available in digital.bl.fcen.uba.ar. It should be used accompanied by the corresponding citation acknowledging the source.

Cita tipo APA:
Dillon, María Eugenia. (2017-03-17). Asimilación de datos reales a escala regional en Argentina. Facultad de Ciencias Exactas y Naturales. Universidad de Buenos Aires.

Cita tipo Chicago:
Dillon, María Eugenia. "Asimilación de datos reales a escala regional en Argentina". Facultad de Ciencias Exactas y Naturales. Universidad de Buenos Aires. 2017-03-17.

EXACTAS UBA
Facultad de Ciencias Exactas y Naturales

UBA
Universidad de Buenos Aires

Dirección: Biblioteca Central Dr. Luis F. Leloir, Facultad de Ciencias Exactas y Naturales, Universidad de Buenos Aires. Intendente Güiraldes 2160 - C1428EGA - Tel. (++54 +11) 4789-9293

Contacto: digital@bl.fcen.uba.ar

UNIVERSIDAD DE BUENOS AIRES
Facultad de Ciencias Exactas y Naturales
Departamento de Ciencias de la Atmósfera y los Océanos

Asimilación de datos reales a escala regional en Argentina.

Tesis presentada para optar al título de Doctor de la Universidad de Buenos Aires en el área de Ciencias de la Atmósfera y los Océanos.

Lic. María Eugenia Dillon

Directores de Tesis: Dra. Yanina García Skabar
Dra. Eugenia Kalnay

Consejero de Estudios: Dra. Andrea Celeste Saulo

Lugar de trabajo: Departamento de Investigación y Desarrollo, Servicio Meteorológico Nacional.

Buenos Aires, 2017
Fecha de defensa: 17/03/17

Asimilación de datos reales a escala regional en Argentina.

Resumen.

Uno de los mayores desafíos en el pronóstico numérico del tiempo es describir las condiciones iniciales del estado de la atmósfera. Distintos métodos de asimilación de datos abordan esta temática desde diferentes ángulos. En la presente tesis se propone el desarrollo de un sistema de asimilación de datos regional en Argentina, utilizando el Local Ensemble Transform Kalman Filter (LETKF) acoplado con el modelo WRF (Weather Research and Forecasting Modeling System). La elección de este método responde no sólo a los resultados favorables hallados por muchos autores, sino también a su eficiencia computacional y, principalmente, a la posibilidad de generar pronósticos probabilísticos a partir de un ensamble de análisis.

El objetivo general es avanzar en el diseño de un sistema de asimilación de datos reales en la región. Con ese fin se realizaron experimentos numéricos en un período de 2 meses, evaluando el impacto de diferentes factores en los análisis y pronósticos generados por el sistema de asimilación. Se evaluó el efecto producido al considerar el error del modelo mediante la utilización de una configuración multi esquema, compuesta por combinaciones entre parametrizaciones de cumulus y capa límite planetaria. También se estudió la sensibilidad a la inclusión de diferentes conjuntos de observaciones. Asimismo, se incluyeron perturbaciones en las condiciones de borde de los pronósticos con el fin de aumentar la dispersión del ensamble.

Los resultados obtenidos muestran que tanto la implementación de un sistema multi esquema como la inclusión de perfiles verticales termodinámicos en la asimilación impactan positivamente en los análisis y pronósticos. Estos experimentos numéricos representan las bases para el diseño de un sistema de asimilación de datos reales eficiente para la región, ya que los resultados evidencian que su implementación es factible y que posee un gran potencial para una mejora continua.

Palabras clave: asimilación de datos, LETKF, pronósticos.

Real Data Assimilation in a regional scale over Argentina.

Abstract.

One of the big challenges in numerical weather prediction is to reduce the uncertainty in the estimation of the atmospheric state. This issue is addressed by different data assimilation methods, which are used operationally at the most important prediction centers of the world. In this thesis, the development of a regional data assimilation system in Argentina is proposed, using the Local Ensemble Transform Kalman Filter (LETKF) coupled with the Weather Research and Forecasting Model (WRF). The selection of this method is motivated not only by the favorable results obtained by many authors, but also by its computational efficiency and, very importantly, by the possibility of generating probabilistic forecasts from an ensemble of analyses.

With the aim of design a regional real data assimilation system, numerical experiments have been carried out for a 2 months period to evaluate the impact of different factors on the analyses and forecasts generated by the assimilation system. A multi-scheme configuration combining cumulus and planetary boundary layer parameterizations was implemented, in order to evaluate the effects of considering the model error. Also, the sensitivity of the inclusion of different type of observations was studied. As well, boundary perturbations were included to increase the ensemble spread.

The results show that both the implementation of the multi-scheme system and the inclusion of thermodynamic vertical profiles in the assimilation, impact positively in analyses and forecasts. These numerical experiments represent the basis for the design of an efficient real data assimilation system for the region, as the results evidence that its implementation is feasible and that it has the potential for a continuous improvement.

Key words: data assimilation, LETKF, forecasts.

Agradecimientos

Al Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas, por brindarme la beca mediante la cual pude realizar este trabajo de doctorado.

Al Servicio Meteorológico Nacional, por brindarme el lugar para llevar adelante la investigación y por apoyarme en mi trabajo.

Al Centro de Investigaciones del Mar y la Atmósfera, ya que mediante el SNCAD fue posible utilizar sus recursos computacionales para ejecutar los experimentos.

A la Facultad de Ciencias Exactas y Naturales de la UBA, en particular al Departamento de Ciencias de la Atmósfera y los Océanos, por todo lo que me enseñaron sus docentes.

A la Fundación Williams, mediante la cual obtuve apoyo económico para viajar a Estados Unidos en 2013 con el propósito de trabajar con Eugenia y asistir al Simposio de Asimilación de Datos, hechos que marcaron varias decisiones tomadas para llevar a cabo esta investigación.

Al jurado: Paula Etala, Carolina Vera y Manuel Pulido, por tomarse el tiempo de leer y sumergirse en esta tesis.

A Celeste Saulo, por acompañar este camino como Consejera de Estudios.

A Yanina García Skabar, por acompañarme, aconsejarme y apoyarme en mi trabajo, por confiar en mí y por bancarme. Gracias por los mates, las charlas y los días de trabajo (y también de descanso) compartidos.

A Eugenia Kalnay, por sus ideas y sugerencias, por apoyar mi trabajo y por siempre impulsarnos a seguir adelante para que en Argentina se siga avanzando en la asimilación de datos.

A Estela Collini, por haber compartido sus conocimientos académicos y de la vida misma, y por apoyarme en mis decisiones.

A Juan Ruiz, por su colaboración para entender los códigos computacionales y por las largas charlas sobre los resultados.

A Marcos Saucedo, por su ayuda, por compartir su experiencia con el LETKF y por las diversas charlas durante estos años. A Pablo Echevarría, por su colaboración en el código de superobbing. A Paola Salio y Pau Hobouchian, por compartir algunos scripts. A Martina Suaya y María de los Milagros Skansi, por facilitarnos datos de las estaciones. A Lala Cariaga y Cyn Matsudo por el apoyo recíproco a la hora de aprender Python, y a Maxi Sacco por ayudarnos. A Sofi Suarez por su colaboración con el test de Wilcoxon.

A la Oficina de I+D del SMN, por bancarme todos los días, a la gente de la Biblioteca y también a los de Clima-Agro-Hidro, por compartir almuerzos, helados, cumpleaños. ¡Gracias a todos! También a Gise Charó y Pame Dominutti, que volaron a otros pagos pero siguen siendo parte de la Ofi. A Cami Farias, por su amistad y por apoyarme en todo momento, por los mates y las catarsis.

A Sole Osores, por todas las charlas y las risas, por compartir mucho más que la meteorología. A Nati Tonti y Vane Pántano, por estar siempre dispuestas a ser intermediarias y colaborar con los trámites doctorales, pero sobre todo por ser mis amigas. A Reynal Maenza, por estar.

A mis amigas de larga data: Agus, Ju, Vale, Adri, Flor, Marian, por bancarme las locuras y sacarme una carcajada siempre.

A mi familia más cercana: Ana, Luis, Lau y Nano, por apoyarme siempre y empujarme para que siga creciendo. A mis tíos, primos y primitos, Dillon, Medel, Longhini, Di Chiazza... por acompañarme y bancarme en todo momento. A Carmen, Juan, los Gabi y Mabel, por aceptarme y quererme como soy.

A Pablo, por cuidarme y por compartir su vida conmigo, por bancarme en momentos difíciles y por alegrar mis días, por apoyar mis decisiones e incentivarme a crecer.

A Dios, por darme la oportunidad de dedicarme a lo que me gusta.

Índice

Resumen **1**
Abstract **2**
Agradecimientos **3**

1. Introducción **8**

1.1. Breve historia y estado actual del Pronóstico Numérico del Tiempo. 8

1.2. Sistemas de asimilación de datos. 10

1.2.1. Métodos de asimilación: variacionales, secuenciales, híbridos. 12

1.2.2. Observaciones disponibles para asimilar. 16

1.3. Desafíos en el diseño de un pronóstico numérico regional. 17

1.4. Motivación, objetivos y aporte original. 20

2. Metodología **22**

2.1. Sistema de asimilación WRF-LETKF. 22

2.1.1. Filtro de Kalman por Ensambles, Transformado y Localizado (LETKF). 22

2.1.2. Características del sistema acoplado WRF-LETKF. 26

2.2. Observaciones asimiladas. 30

2.3. Diseño de los experimentos de asimilación. 34

2.3.1. Experimento E-CONTROL. 34

2.3.2. Experimento E-MULTI. 36

2.3.3. Experimento E-BPERT. 37

2.3.4. Experimento E-AIRS. 38

2.3.5. Experimento E-COMB. 39

2.4. Estudio del parámetro de inflación. 39

2.5. Métodos de verificación. 42

2.5.1. Métodos de verificación utilizando datos de radiosondeos. 42

2.5.2. Métodos de verificación utilizando los reanálisis globales provistos por ECMWF. 42

2.5.3. Métodos de verificación utilizados para el caso de estudio. 46

3. Resultados 48

3.1. Verificación de la calidad de los análisis y pronósticos a corto plazo durante el período completo. 48

3.1.1. Evaluación de la media del ensamble utilizando radiosondeos. 48

3.1.2. Evaluación de la media del ensamble utilizando los análisis globales provistos por ECMWF. 53

3.1.2.1. Pronósticos a 6 horas. 53

3.1.2.2. Pronósticos a 12, 24, 36 y 48 horas. 69

3.1.3. Evaluación del sistema de ensamble. 80

3.2. Caso de estudio: Evento del 6 y 7 de Diciembre de 2012. 86

4. Conclusiones 96

5. Glosario 100

6. Bibliografía 103

Anexo Figuras

Figuras del Capítulo 1 A-1
Figuras del Capítulo 2 A-3
Figuras del Capítulo 3 A-18

1. Introducción.

En esta Sección se resume los aspectos más importantes del estado actual tanto del pronóstico numérico como de los distintos métodos de asimilación de datos, haciendo hincapié en los sistemas regionales. Finalmente, se plantea la motivación, objetivos y aporte original de esta tesis.

1.1. Breve historia y estado actual del Pronóstico Numérico del Tiempo.

El pronóstico numérico del tiempo consiste en la integración de las ecuaciones que modelan el estado de la atmósfera. *Kalnay (2003)* en su libro indica que V. Bjerknes (1904) fue el primero en señalar que existe el siguiente conjunto completo de siete ecuaciones con siete incógnitas que gobiernan la troposfera:

- Conservación de momento en las 3 dimensiones, según la segunda ley de Newton.
- Conservación de masa, según la ecuación de continuidad.
- Conservación de energía, según la primera ley de la termodinámica.
- Conservación de la masa de agua.
- Ecuación de estado de los gases ideales.

Utilizando condiciones de borde apropiadas para la superficie terrestre y para el tope de la atmósfera, la integración en el tiempo de dichas ecuaciones es un problema de condiciones iniciales, y por lo tanto, la habilidad de obtener pronósticos globales de buena calidad va a depender no sólo de la representación numérica del modelo, sino también del conocimiento del estado inicial con el mayor detalle posible (*Kalnay, 2003*). En el caso de querer simular un pronóstico numérico regional, se suma el desafío de representar correctamente las condiciones de borde laterales.

Desde la primera resolución del sistema de ecuaciones, llevada a cabo en 1922 por Richardson, la cual fue muy significativa conceptualmente a pesar de que el valor hallado fuera erróneo, los avances que se suscitaron estuvieron de la mano de los adelantos computacionales de cada época. En 1950 J. G. Charney, R. Fjortoft y J. von Neuman computaron por primera vez un pronóstico del tiempo a 24 horas exitoso usando un modelo barotrópico de una capa, utilizando la computadora electrónica ENIAC (Electronic Numerical Integrator and Computer) del Ejército de Estados Unidos. Sin embargo, no fue hasta 1954 que se computó el primer pronóstico numérico operativo, es decir en tiempo real, por el grupo de Rossby en Suecia utilizando la computadora BESK, la más poderosa de ese momento. Algunos

meses más tarde, en 1955, Estados Unidos comenzó con su pronóstico numérico operativo, y en 1959 lo hizo Japón.[1]

En 1963 Lorenz descubrió que la atmósfera tiene un límite finito de predictibilidad por ser un sistema dinámico inestable, es decir por ser caótica. Esto implica que aunque se tuviera un modelo perfecto y condiciones iniciales casi perfectas, los resultados perderían toda la información luego de cierto tiempo, estimado por Lorenz en unas dos semanas, simplemente por la naturaleza inestable del sistema. Este hallazgo fue fundamental en el desarrollo del pronóstico numérico del tiempo durante las décadas siguientes y hasta la actualidad.

Cabe destacar que para resolver numéricamente el conjunto de ecuaciones que describen el comportamiento de la atmósfera, se debe realizar una discretización en el tiempo y el espacio, y por lo tanto, también se deben agregar términos de fuentes y sumideros en las ecuaciones de conservación, de modo de representar los procesos físicos de menor escala que no son resueltos explícitamente por el modelo. En general, cuanto mayor es la resolución espacial, el desempeño del modelo es mejor, aunque esto implica un aumento en los grados de libertad del problema, y una reducción del paso de tiempo, y consecuentemente un gran aumento en el costo computacional (*Kalnay, 2003*).

A partir de la década del 60, los Centros Meteorológicos más importantes del mundo que contaban tanto con recursos humanos como económicos, fueron avanzando en el desarrollo e implementación operativa de modelos de pronóstico numérico cada vez más sofisticados. Es el caso de Estados Unidos, Inglaterra, Francia, Alemania, Japón, Australia y Canadá. En particular, *Kalnay (2003)*, en la Sección 1.5 de su libro, realiza una recopilación exhaustiva sobre los avances significativos que fueron implementados operativamente en el National Centers for Environmental Prediction (NCEP) en Estados Unidos, indicando el tipo de computadora utilizada y los científicos involucrados en los desarrollos, y mostrando la mejora en la habilidad de los modelos a través de los años.

Dentro de las modificaciones más relevantes, se encuentran las concernientes a la implementación de sistemas de asimilación de datos. Estos sistemas son los encargados de preparar lo que se denomina un “análisis” basado en un pronóstico corto combinado con las observaciones disponibles, que forma las condiciones iniciales a partir de las cuales se computa el modelo de pronóstico numérico. Es decir, los análisis son los responsables de obtener condiciones iniciales tan cercanas a la realidad como sea posible. El primer sistema basado en interpolación estadística implementado fue la interpolación óptima (OI) en 1978 (*Bergman, 1979*). Con los años las técnicas se fueron complejizando, y actualmente se están utilizando métodos híbridos, que combinan las bondades de los métodos

[1] Los detalles de estos primeros pasos del pronóstico numérico del tiempo se encuentran documentados en el libro de Eugenia Kalnay (2003).

variacionales y por ensambles (por ejemplo en Europa *(Clayton y otros, 2013; Hamrud y otros, 2014)* y en Estados Unidos *(Kleist e Ide, 2015 a, b; Penny, 2014)*). En la Sección 1.2 se describen distintos aspectos de los sistemas de asimilación más importantes.

El pronóstico por ensambles se conforma por distintas realizaciones de un modelo, generadas a partir de condiciones iniciales ligeramente diferentes, con el fin de obtener un conjunto de soluciones (en lugar de sólo una, determinística, como se hacía previamente) de manera de intentar abarcar la mayor parte del espectro de posibilidades dado por la naturaleza caótica propia de la atmósfera. La manera de obtener los miembros de un ensamble (es decir las realizaciones del pronóstico) es un tema en sí mismo, y las metodologías presentan diversas formas de incluir perturbaciones tanto en las condiciones iniciales como en los modelos.

A partir de 1992 se implementaron operativamente sistemas de pronóstico por ensamble tanto en el NCEP como en el European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF), utilizando distintos métodos de perturbación de las condiciones iniciales (*Tracton y Kalnay, 1993; Toth y Kalnay, 1993; Palmer y otros, 1993; Molteni y otros, 1996; Toth y Kalnay, 1997*). Este tipo de sistema posee dos grandes ventajas: provee una estimación de la confiabilidad en el pronóstico (mediante, por ejemplo, la dispersión de sus miembros) y provee la media del ensamble, que en teoría posee un mejor desempeño que un miembro individual durante el pronóstico (*Kalnay, 2003*).

No caben dudas que el pronóstico numérico está en constante evolución y se siguen estudiando maneras de mejorar su desempeño. A continuación se describen las características principales de las metodologías usadas para obtener condiciones iniciales más certeras: los sistemas de asimilación de datos.

1.2. Sistemas de asimilación de datos.

El concepto de asimilación de datos ha sido definido por *Talagrand (1997)* como "*usar toda la información disponible para determinar de la manera más precisa posible el estado del flujo atmosférico u oceánico*". El estado de la atmósfera y/o el océano se estima combinando de forma óptima pronósticos numéricos de corto plazo (denominados campos preliminares) y observaciones, en un "análisis", conociendo los errores asociados a cada uno de estos ingredientes (Figura 1.1).

En el libro editado por *Lahoz, Khattatov y Ménard (2010)*, los autores resaltan la manera en que la asimilación de datos aporta un valor agregado al pronóstico numérico, y el impacto de la resolución tanto espacial como temporal de la información. Demuestran mediante un ejemplo sencillo que dada

una combinación entre dos fuentes de cantidades escalares con errores de distribución Gaussiana (es decir de distribución normal), ésta tendrá un error menor que cada fuente particular (también demostrado previamente por *Kalnay (2003)*). Dicho de otro modo, la varianza asociada a la información combinada será menor que la varianza asociada a cada información individual, o a lo sumo igual a la mínima entre ellas. En este sentido, la asimilación de datos mejora la información disponible, aunque si los errores, ya sea del pronóstico numérico o de las observaciones, no poseen distribución Gaussiana, este hecho no necesariamente es verdadero.

En general, cuanto más densa es la distribución espacial de las observaciones, mejor es representada la realidad del sistema, ya que se reducen espacios sin información. Sin embargo, existe un punto de saturación en donde las observaciones dejan de ser independientes y ya no aportan nuevos datos. Este punto de saturación va a ser dependiente de la resolución del modelo que se utilice. Por ejemplo, si para estimar la temperatura de una habitación se usa un algoritmo que realiza cálculos en puntos distanciados 1 metro entre sí, los sensores que se instalen para obtener las observaciones de temperatura deberían estar distanciados a 1 metro o más, ya que si estuvieran ubicados a 10 cm entre sí, la información sería redundante para el algoritmo y no se podría aprovechar (*Lahoz, Khattatov y Ménard, 2010*).

La resolución temporal de las observaciones, su muestreo, es otra de las características que atañe a la asimilación de datos. Por ejemplo, si se considera una persona que camina por un sendero en el bosque con los ojos cerrados y los abre cada cierto intervalo de tiempo para observar los cambios que se van sucediendo en el mismo, la frecuencia de este muestreo determinará las correcciones que pueda hacer la persona en su andar. Si abre sus ojos cada 5 segundos podrá tener una mejor apreciación del camino y los alrededores, que si lo hace cada 5 minutos. Dependiendo de la dificultad del sendero esta diferencia de muestreo será crucial, en el caso de poseer curvas o desniveles, o será indistinta, en el caso de ser una recta. Asimismo, en un sistema de asimilación de datos no sólo es importante la calidad de las observaciones sino también la frecuencia temporal con la que se obtienen, ya que esta última determina la frecuencia de corrección que se puede hacer al modelo.

Un análisis se puede interpretar como una “imagen” aproximada del estado de la atmósfera en un tiempo determinado. Es útil en sí mismo como un diagnóstico claro y consistente de la atmósfera y también es utilizado como estado inicial de los modelos de pronóstico numérico, como ya se mencionó en la Sección 1.1. Demás está decir que cuanto mejor sea dicho análisis, es decir cuanto mejor estimemos las condiciones iniciales, mejor va a ser la calidad del pronóstico (*Warner y otros, 1989; Harms y otros, 1992; Kalnay, 2003*).

Los métodos más utilizados para asimilar datos están basados tanto en técnicas variacionales como secuenciales, y en configuraciones híbridas que combinan ambos métodos (*Wang y otros, 2008; Kleist, 2012; Penny, 2014; Hamrud y otros, 2014*). A continuación se describen los fundamentos de cada técnica, sus ventajas y desventajas.

1.2.1. Métodos de asimilación: variacionales, secuenciales, híbridos.

Los **métodos variacionales** buscan una estimación en tiempo y espacio tal que en un momento dado, la estimación depende tanto del pasado como del futuro (*Evensen, 2009*). Se define una función de costo J como la suma del cuadrado de la distancia entre la variable que se quiere estimar y las observaciones, pesada por el error de las mismas. Se busca minimizar dicha función de manera de obtener la estimación más próxima a la realidad (*Kalnay, 2003*). En términos de ecuaciones, representando el campo preliminar con $\mathrm{x_b}$, la matriz de covarianza de los errores del campo preliminar con B, las observaciones con $\mathrm{y_0}$, y la matriz de covarianza de los errores de las observaciones con R, la función de costo está dada por:

$$2J(x) = (x - x_b)^T B^{-1}(x - x_b) + [y_0 - H(x)]^T R^{-1}[y_0 - H(x)] \qquad \text{(Ec. 1.1)}$$

donde $\mathrm{H(x)}$ es el operador de las observaciones, que traduce las variables del modelo al espacio de las observaciones. El análisis $\mathrm{x_a}$ queda determinado por la solución:

$$\nabla_{\mathrm{x}}(\mathrm{J}(\mathrm{x_a}))=0 \qquad \text{(Ec. 1.2)}$$

Linealizando H alrededor de x_b, suponiendo que x_a es muy cercano a las observaciones, se puede llegar a la expresión:

$$\nabla\big(J(x)\big) = B^{-1}(x - x_b) + H^T R^{-1} H(x - x_b) - H^T R^{-1}[y_0 - H(x_b)] \qquad \text{(Ec. 1.3)}$$

cuya solución formal es:

$$x_a = x_b + (B^{-1} + H^T R^{-1} H)^{-1} H^T R^{-1}[y_0 - H(x_b)] \qquad \text{(Ec. 1.4)}$$

y es la correspondiente al método variacional 3D-Var. Sin embargo, en la práctica, la solución es hallada utilizando métodos iterativos para minimizar $\mathrm{J(x)}$.

El método 4D-Var es una generalización del 3D-Var aplicado a observaciones que están distribuidas en un intervalo de tiempo, con lo cual la función de costo tiene que incluir la comparación del campo preliminar y las observaciones en cada tiempo t_i, y está dada por:

$$2J(x(t_0)) = \left(x(t_0) - x_b(t_0)\right)^T B_0^{-1}(x(t_0) - x_b(t_0)) + \sum_{i=1}^{n}(H_i[x_i] - y_i^0)^T R^{-1}(H_i[x_i] - y_i^0) \quad \text{(Ec. 1.5)}$$

Es decir que la función de costo es minimizada respecto al estado inicial del modelo $x(t_0)$, y el análisis al final del intervalo es obtenido por $x(t_N) = M_0[x(t_0)]$, con lo cual el método busca la condición inicial que permite que el pronóstico se ajuste mejor a las observaciones durante el intervalo de tiempo, considerando que el modelo es perfecto (*Kalnay, 2003*). Una desventaja que presenta el 4D-Var es que para resolver la minimización de esta función de costo es necesario desarrollar el modelo tangente lineal y su adjunto, lo cual es muy costoso para modelos no lineales.

Los **métodos secuenciales** actualizan la solución del modelo en cada momento en que hay observaciones disponibles (*Evensen, 2009*). El filtro de Kalman extendido consiste en un paso de pronóstico, tanto del pronóstico de las variables como de la matriz de covarianza de los errores de éste (P^f), y luego un paso de análisis en el que está involucrada la matriz de ganancia K dada por:

$$K_i = P^f(t_i)H_i^T[R_i + H_i P^f(t_i)H^T]^{-1} \quad \text{(Ec. 1.6)}$$

en el tiempo t_i. Dichos pasos se pueden expresar de la siguiente manera:

$$x^f(t_i) = M_{i-1}[x^a(t_{i-1})] \quad \text{(Ec. 1.7)}$$

$$P^f(t_i) = L_{i-1}P^a(t_{i-1})L_{i-1}^T + Q(t_{i-1}) \quad \text{(Ec. 1.8)}$$

$$x^a(t_i) = x^f(t_i) + K_i\{y_i^0 - H[x^f(t_i)]\} \quad \text{(Ec. 1.9)}$$

$$P^a(t_i) = (I - K_i H_i)P^f(t_i) \quad \text{(Ec. 1.10)}$$

donde M representa el modelo no lineal de pronóstico, L es el modelo de tangente lineal, Q es una matriz de covarianza asociada a los errores del modelo imperfecto, P^a es la matriz de covarianza de errores del análisis, y los otros símbolos son análogos a los utilizados en las ecuaciones de los métodos variacionales. De esta manera, el sistema considera los "errores del día" mediante la actualización de P^f. Sin embargo, el cálculo del filtro de Kalman extendido es excesivamente costoso principalmente debido a la Ec. 1.8.

Para sortear esta dificultad, se utiliza el filtro de Kalman por ensambles (EnKF por sus siglas en inglés) que consiste en computar simultáneamente un ensamble de sistemas de asimilación de datos, para estimar la matriz P^f de la siguiente manera:

$$P^f \approx \frac{1}{m-1}\sum_{k=1}^{m}(x_k^f - \bar{x}^f)(x_k^f - \bar{x}^f)^T \qquad \text{(Ec. 1.11)}$$

con $k \in [1, m]$ identificando los miembros del ensamble. Con esta aproximación no hace falta calcular la tangente lineal, lo cual representa una de las mayores ventajas del EnKF (*Kalnay, 2003*). Además, es un sistema sencillo de implementar computacionalmente, permite una evolución temporal de la matriz de covarianza de los errores y provee un ensamble de análisis enriquecidos (*Lorenc, 2003; Kalnay y otros, 2007*). Más aún, la metodología es independiente del modelo de pronóstico, lo que representa una ventaja adicional. Sin embargo, una limitación que presenta es que conforme avanzan los ciclos de asimilación el sistema tiende a aumentar la confianza en el modelo, lo cual puede llevar a ignorar las nuevas observaciones. Para afrontar este problema se necesita aumentar artificalmente la incertidumbre en la estimación del análisis mediante un parámetro conocido como "inflación".

Los **métodos híbridos** hacen uso de las ventajas de los esquemas variacionales y de los secuenciales por ensambles (*Hamill y Snyder, 2000; Lorenc, 2003; Wang y Lei, 2014; Houtekamer y Zhang, 2016*). Algunos combinan linealmente las matrices de covarianza de los errores del campo preliminar (*Wang y otros, 2013*), mientras que otros combinan las matrices de ganancia del método por ensamble y variacional (*Penny, 2014*). Una de las bondades de los esquemas híbridos es que son robustos a pesar de que la cantidad de miembros del ensamble sea pequeña. Sin embargo, es necesario definir parámetros que determinan la contribución de cada esquema, lo cual no es nada trivial.

En la Tabla 1.1 se resumen las principales ventajas y desventajas de los métodos de asimilación expuestos. La utilización de uno u otro método dependerá del problema particular que se quiera abordar y los recursos disponibles. Existe una extensa bibliografía sobre la implementación de estos sistemas, incluyendo comparaciones entre ellos (ej. *Kalnay, 2003; Fertig y otros, 2007; Buehner y Mahidjiba, 2010; Fillion y otros, 2010; Piccolo, 2011; Gustafson y otros, 2012; Rainwater y Hunt, 2013; Hamrud y otros, 2014; Auligné y otros, 2016; Houtekamer y Zhang, 2016; Miyoshi y otros, 2016*).

El desarrollo y la implementación de un esquema de asimilación de datos junto con una configuración de pronósticos por ensamble para un modelo de pronóstico numérico del tiempo, es esencial para todo Servicio Meteorológico Nacional. Por ejemplo, actualmente las Oficinas Meteorológicas de Estados Unidos (NCEP), Inglaterra (Met Office, UKMO), Canadá (Canadian Meteorological Centre, CMC), Japón (Japan Meteorological Agency, JMA), Europa (ECMWF) y Brasil (Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climaticos, CPTEC) están computando distintos sistemas de pronósticos por

ensamble, tanto globales como regionales. Algunos ya implementaron un sistema de asimilación híbrido (UKMO, NCEP y ECMWF), mientras que otros utilizan un esquema variacional primero y luego calculan un ensamble de perturbaciones para obtener un pronóstico probabilístico (JMA y CPTEC).

Tabla 1.1. Principales ventajas y desventajas de los métodos de asimilación 3D-Var, 4D-Var, EnKF, híbridos.

Método de asimilación	Ventajas	Desventajas
3D-Var	*Busca la mínima distancia entre las observaciones y el modelo.	*La matriz de covarianza de los errores del campo preliminar (B) es constante, es decir que se supone que los errores del pronóstico son estadísticamente estacionarios.
4D-Var	*Considera las observaciones dentro de una ventana de asimilación.	*Es muy costoso computacionalmente. *Se necesita calcular el tangente lineal y su modelo adjunto.
EnKF	*La matriz de covarianza de los errores del campo preliminar es calculada en cada paso, y por lo tanto se tienen en cuenta los errores del día. *Es menos costoso computacionalmente. *Es prácticamente independiente del modelo.	*Se necesita estimar un parámetro ("inflación") que aumente la incertidumbre en la estimación del análisis. *Se necesita utilizar una localización en la matriz de covarianza para evitar correlaciones espúreas entre puntos lejanos
Híbrido (EnKF - 3D-Var)	*Es robusto para ensambles con una cantidad pequeña de miembros. *Reúne las ventajas de ambos métodos.	*Se necesita estimar parámetros que determinan el porcentaje de contribución de cada esquema.

En particular el CPTEC implementó en forma operativa un sistema de asimilación denominado "Regional and Global Physical-Space Statistical Assimilation System" (*Da Silva y otros, 1995; Herdies y*

otros, 2002; Herdies y otros, 2007). Más aún, en la actualidad se están realizando estudios con el sistema de asimilación global 3D-Var basado en la interpolación 3D-Var GSI (Gridpoint Statistical Interpolation) (*Azevedo and Goncalves, 2015*).

1.2.2. Observaciones disponibles para asimilar.

Una de las componentes fundamentales de la asimilación de datos es la disponibilidad de observaciones para alimentar el esquema: sin observaciones, no hay asimilación. Las mismas son medidas o estimadas a partir de variados instrumentos, pero también pueden ser generadas con un modelo de manera ficticia con el fin de realizar estudios teóricos.

Las primeras incursiones de la asimilación se realizaron con datos de presión de superficie medidos en las estaciones meteorológicas. Al pasar los años se fueron incluyendo las observaciones de los radiosondeos, globos piloto, barcos, aviones. Pero el gran salto se produjo cuando se comenzó a asimilar los datos satelitales en 1979, y en especial a partir del año 2000 que es cuando la cantidad de éstos creció considerablemente. Este hecho es claro en la Figura 1.2 que se obtuvo de *Weler y otros (2010)*, y muestra una de las medidas de desempeño del pronóstico, como lo es la correlación correspondiente a la anomalía de la altura geopotencial de 500 hPa, a lo largo de las últimas tres décadas. Entre los plazos de 3 a 7 días se puede observar que a pesar de que los pronósticos del Hemisferio Norte tienen una mejor habilidad que los del Hemisferio Sur, la diferencia entre ellos se va haciendo más pequeña a partir del 2000. Esto se debe claramente al aumento en la cobertura espacial y temporal de diversas variables obtenidas mediante los satélites, las cuales son asimiladas en el modelo global.

Existen dos conjuntos de datos satelitales: las radianzas directamente medidas por los sensores y las estimaciones de variables meteorológicas calculadas a partir de éstas mediante el uso de algoritmos de recuperación, conocidos como *retrievals*. Cabe destacar que el desarrollo de algoritmos adecuados para la asimilación de radianzas es un tema complicado, ya que la calibración es difícil por la falta de datos in-situ para contrastar con las estimaciones. Sin embargo, en las últimas décadas se han realizado variados estudios de sensibilidad de los pronósticos respecto a la inclusión de este tipo de datos, encontrando en general resultados positivos (ej. *Boutier y Kelly, 2001; Zapotocny y otros, 2007, 2008; Cardinali, 2009; Ota y otros, 2013; Lord y otros, 2015*).

Actualmente, la Organización Meteorológica Mundial (OMM) informa que hay 18 satélites meteorológicos geoestacionarios, 3 satélites meteorológicos sol-sincrónicos, 32 satélites en la órbita baja (denominada LEO) y un satélite en una órbita específica que es útil para la meteorología espacial; todos ellos contribuyendo al Sistema Global Integrado de Observación de la OMM (denominado

WIGOS, por *WMO Integrated Global Observing System*)[2]. Más aún, se encuentra proyectada una gran cantidad de lanzamientos de nuevos sensores para los próximos años. Es decir que las estimaciones satelitales representan una gran opción, permitiendo no sólo un diagnóstico amplio del estado de la atmósfera durante las 24 horas, sino también beneficios socioeconómicos gracias a las diversas aplicaciones en constante desarrollo (*Brown y Wooldridge, 2016*).

Por último, se menciona a los radares meteorológicos como otra de las fuentes de observación, la cual posee resoluciones temporales y espaciales muy altas: del orden de algunos minutos y pocos kilómetros. Por esta razón se utilizan sólo en modelos regionales de alta resolución, y las metodologías usadas para su asimilación todavía están en desarrollo (ej. *Wang y otros, 2012; Sun y Wang, 2013; Sobash y Stensrud, 2013; Stensrud y otros, 2013; Sun y otros, 2014; Maldonado 2016*). Nótese que dichas estimaciones son muy valiosas para poder darle valor agregado a los sistemas de asimilación en modelos de área limitada.

1.3. Desafíos en el diseño de un pronóstico numérico regional.

En los últimos años el aumento de recursos computacionales ha ido permitiendo que los Centros Meteorológicos Mundiales obtengan pronósticos numéricos globales de resolución horizontal entre 10 y 20 km, lo que implica una muy buena representación de la atmósfera. A su vez, al utilizar una gran cantidad de información satelital, el desempeño de estos modelos es muy satisfactorio (ej. *Weler y otros, 2010*). Entonces, surgen las siguientes preguntas: ¿en qué medida un pronóstico numérico regional puede ser de utilidad? ¿Qué ventajas puede ofrecer respecto a un modelo global en la actualidad?

Un modelo regional puede complementar la información provista por un modelo global principalmente en el caso de que tenga mayor resolución, que tenga más cantidad de miembros de ensamble o que haya ingerido más observaciones. Sin embargo, uno de los desafíos en el diseño de un modelo de área limitada (Limited-Area Model, LAM) es la representación de las condiciones de borde laterales, las cuales son imprescindibles e inevitables. *Warner y otros (1997)* discuten sobre los problemas que surgen en los modelos regionales a partir de las condiciones de borde utilizadas. Por ejemplo, el hecho de que la resolución horizontal, vertical y temporal de las condiciones de borde de un LAM es generalmente menor a la de éste, implica una interpolación hacia la retícula de mayor resolución, que podría degradar la calidad de la solución. Además de este error numérico, que puede ser pequeño, las condiciones de borde transmiten los errores propios de la simulación global. En el caso de estar usando

[2] http://www.wmo.int/pages/prog/sat/satellitestatus.php

un anidado con interacción en dos direcciones, si las parametrizaciones de los procesos físicos difieren en cada dominio, se podrían generar gradientes espúreos de algunas variables en los bordes, que influirían en el interior del LAM.

Frente a esta problemática, *Warner y otros (1997)* sugieren aplicar estrategias de modelado que minimicen el efecto de los posibles errores. Proponen, por ejemplo, que la diferencia entre las resoluciones de los dominios sea la menor posible, y que los bordes no se encuentren sobre terrenos con pendientes elevadas o zonas costeras. También recomiendan utilizar anidados con interacción en dos sentidos, ya que se espera que posibilite la interacción de la solución en el dominio más pequeño con las ondas de mayor longitud del dominio más grande, aunque no esté demostrado teóricamente.

En el caso de que el modelo regional esté diseñado como un ensamble, lo más adecuado es utilizar condiciones de borde provenientes de un ensamble global. Sin embargo, como en general es difícil, se recurre a diferentes técnicas para perturbar una condición lateral determinística y obtener los miembros necesarios. Por ejemplo, *Meng y Zhang (2011)* presentan una recopilación sobre el uso de asimilación de datos por ensambles en modelos de área limitada, en la cual dedican una sección para analizar la representación apropiada de las condiciones de borde (Sección 3b).

Respecto a las observaciones que podrían permitir "ganar" a un LAM mediante un sistema de asimilación de datos regional, se pueden mencionar por ejemplo las convencionales que por alguna razón no llegan a tiempo para ser asimiladas en el modelo global, las pertenecientes a alguna red local de instrumentos y las obtenidas mediante un radar meteorológico. Incluyendo este tipo de observaciones se puede computar un análisis regional enriquecido que puede servir tanto de condición inicial para un pronóstico a corto plazo como de diagnóstico.

En Sudamérica, son escasos los estudios realizados con el fin de generar y/o implementar sistemas de asimilación de datos reales y evaluar su impacto tanto en los análisis como en los pronósticos. Los primeros pasos fueron dados a fines de la década de 1980 y principios de 1990. En el Servicio de Meteorología de la Armada de la República Argentina (SMARA) se procesaban análisis objetivos en un modelo baroclínico (*Etala y otros, 1987*), y más tarde se incorporó la técnica de interpolación optimal (*Vera y otros, 1991*). Asimismo, Vera (1992) en su tesis doctoral desarrolló un Sistema de Asimilación de Datos Intermitente (SADI), que consistió en la aplicación de OI en un modelo cuasigeostrófico en la región sur de Sudamérica. A su vez, en 1997 en el Servicio Meteorológico Nacional se implementó un análisis utilizando el método de Cressman en un modelo de 10 niveles verticales (*García Skabar, 1997*).

Un nuevo impulso fue proporcionado por los trabajos realizados utilizando las observaciones generadas en la temporada cálida 2002-2003 por el South American Low Level Jet Experiment

(SALLJEX) (*Vera y otros, 2006*), la cual brindó una oportunidad única de contar con información en la región con una mayor densidad espacial y temporal. Por un lado, *García Skabar y Nicolini (2009)* generaron análisis enriquecidos asimilando dichas observaciones y evaluaron, además, su impacto en los pronósticos (*García Skabar y Nicolini, 2014*). Si bien se obtuvieron resultados satisfactorios, se planteó la necesidad de utilizar metodologías de asimilación más complejas que permitan obtener un mayor provecho de las observaciones. Asimismo, *Herdies y otros (2007)*, evaluaron el impacto de asimilar los datos del experimento SALLJEX en los conjuntos de análisis globales del NCEP, en tanto que *Blatter y otros (2015)* asimilaron dichos datos utilizando la técnica 3D-Var en el modelo Weather Research and Forecasting (WRF) (*Skamarock y otros, 2008*), con el fin de evaluar la representación de la corriente en chorro en capas bajas en experimentos particulares. Por último, se menciona que en el CPTEC se está avanzando con un sistema de asimilación regional de actualización rápida para Sudamérica, utilizando el esquema GSI-3DVar con el modelo WRF (*Goncalves y otros, 2016*).

Recientemente, *Marcos Saucedo* en su tesis doctoral (2016) realizó un estudio teórico de asimilación de datos en Sudamérica utilizando el Filtro de Kalman por Ensambles Transformado y Localizado (LETKF) (*Hunt y otros, 2007*) acoplado con el modelo de pronóstico WRF. Mediante experimentos idealizados donde generó una red de observación simulada, analizó diferentes fuentes de error del sistema y el impacto en los análisis y pronósticos. Encontró que la asimilación de observaciones, aunque fue una pequeña cantidad, provocó un impacto positivo sobre la calidad del análisis.

En Argentina, se tiene experiencia con el modelado regional determinístico sin la utilización de asimilación de datos, es decir usando como condición inicial y de borde una simulación global, en particular el GFS (Global Forecasting System). Por ejemplo, el BRAMS (Brazilian developments on the Regional Atmospheric Modelling System) se implementó con resoluciones de entre 2 y 20 km en distintos dominios (*García Skabar y otros, 2009*, y trabajos citados en el mismo; *García Skabar y otros, 2011*). El ETA es integrado diariamente con resoluciones de entre 10 y 30 km para todo el país (*Suaya y Valdivieso, 2009*). También el modelo WRF se ha procesado con resoluciones de 20 km (*Saulo y otros, 2008*) y 24 km (*Collini y otros, 2011; Collini y otros, 2012*), y aún en 4 km (*Matsudo y otros, 2015*). Es decir que las bases del pronóstico numérico en nuestro país están dadas, pero todavía falta recorrer el camino de la asimilación de datos y los pronósticos por ensambles.

1.4. Motivación, objetivos y aporte original.

En Argentina, existe la necesidad de implementar un sistema de asimilación de datos operativo en el Servicio Meteorológico Nacional (SMN) ya que por un lado permitiría contar con análisis regionales de mayor resolución temporal, respecto de los actualmente disponibles; y por otro lado, permitiría generar pronósticos partiendo de condiciones iniciales más adecuadas y además, abriría la posibilidad de incluir observaciones locales que no llegan a asimilarse en los modelos globales. En particular, si se aplicara un método de asimilación por ensambles, se contaría con la ventaja de obtener las condiciones iniciales adecuadas para producir un pronóstico probabilístico, lo cual es imprescindible para cualquier Centro de predicción del mundo.

En base a los resultados alentadores obtenidos por Saucedo (2016) para Sudamérica mediante el uso del sistema de asimilación WRF-LETKF con observaciones sintéticas, se pretende ahondar en el estudio de algunas características de dicho sistema utilizando datos reales en Argentina. Se destaca que la metodología LETKF se está empleando en diferentes centros de investigación y se continúan realizando desarrollos actualmente, y que el WRF es uno de los modelos numéricos de pronóstico más utilizados en la actualidad, el cual se encuentra en constante avance.

El objetivo general de este trabajo es evaluar la sensibilidad del sistema WRF-LETKF a distintas configuraciones con el fin de avanzar en el diseño de un sistema de asimilación regional, el cual finalmente se pueda implementar en forma operativa en el Servicio Meteorológico Nacional, y así traducir los avances teóricos a mejoras en los pronósticos. Para ello, se propone utilizar el sistema WRF-LETKF para realizar experimentos durante dos meses de prueba, utilizando distintas configuraciones posibles y evaluar la calidad tanto de los análisis como de los pronósticos obtenidos durante ese período, y a su vez extender la evaluación al pronóstico de un caso particular de ocurrencia de precipitación intensa y fenómenos de tiempo severo.

Dada la capacidad computacional disponible se trabajó con una resolución horizontal de 40 km y se diseñó una metodología de validación apropiada con el objetivo de responder las siguientes preguntas específicas:

- ¿Es posible generar con la metodología WRF-LETKF un conjunto de análisis consistente asimilando datos reales en la región con una frecuencia de 3 horas?

- ¿La utilización de un sistema multi esquema de parametrizaciones físicas permite mejorar la calidad de los análisis y pronósticos?

- ¿La inclusión de perfiles termodinámicos estimados a partir de datos satelitales AIRS generan un impacto positivo en los análisis y pronósticos?

- ¿La dispersión entre los miembros del ensamble puede aumentar a partir de perturbar las condiciones de borde, y así mejorar la calidad de los análisis y pronósticos?

Si bien no se espera que inicialmente los resultados superen a los provistos por los análisis y pronósticos numéricos del NCEP, debido no sólo a la diferencia de resolución entre los modelos sino también a la madurez y robustez del GFS, se considera que el desarrollo de un sistema de asimilación de datos propio representa numerosas ventajas. Entre ellas se puede destacar la posibilidad de generar pronósticos por ensambles, lo cual es de suma importancia a la hora de medir la incertidumbre estadística, gracias a la generación de un ensamble de análisis que ofrece el método. Por otro lado, se abre la posibilidad de incluir observaciones locales en los análisis regionales, que no hayan sido asimiladas en el modelo global. Este desarrollo sirve como un primer paso para avanzar luego hacia un análisis regional de mayor resolución, que se pueda ejecutar en casos particulares como presencia de sistemas de tiempo severo, incendios o erupciones volcánicas, entre otros. En este sentido, la incorporación de datos de radar posee un gran potencial para la mejora de los pronósticos.

Dado que actualmente no se dispone de un sistema de asimilación de datos en la región que permita generar análisis adecuados para la inicialización de pronósticos numéricos de la atmósfera, los experimentos numéricos que se llevaron a cabo para esta tesis representan las bases para el diseño de un sistema de asimilación de datos reales eficiente para el sur de Sudamérica.

A continuación se describe el sistema WRF-LETKF y las características de los experimentos realizados. Luego se detallan los métodos de verificación utilizados tanto para la evaluación del período bimestral como para el caso de precipitación intensa seleccionado. En los resultados se muestran distintas medidas de la calidad de los análisis y pronósticos de la media del ensamble, y de la consistencia del sistema de ensamble, considerando los dos meses de prueba. Respecto al caso de estudio se presenta una evaluación del desempeño tanto de la media como de los miembros del ensamble. Para finalizar, se exponen las conclusiones del trabajo de tesis.

2. Metodología.

En esta Sección se describen los métodos utilizados para llevar a cabo distintos experimentos de asimilación de datos y evaluarlos, con el fin de avanzar en el diseño de un sistema de asimilación regional.

2.1. Sistema de asimilación WRF-LETKF.

En primer lugar, se describe el sistema de asimilación LETKF, incluyendo las ecuaciones que resuelve, ventajas y limitaciones de la teoría, y resultados obtenidos por distintos autores. En segundo lugar, se presenta el sistema acoplado WRF-LETKF (desarrollado por *Miyoshi y Kunii (2011)*), explicando los parámetros seleccionados para esta tesis.

2.1.1. Filtro de Kalman por Ensambles, Transformado y Localizado (LETKF).

El sistema de asimilación de datos LETKF fue desarrollado en la Universidad de Maryland por *Hunt y otros (2007)*, con el fin de ser un método eficiente para aplicarlo a sistemas espacial y temporalmente caóticos, como lo es la atmósfera. Dichos autores combinaron resultados de trabajos previos con el propósito de optimizar el sistema, particularmente para ser implementado en una arquitectura computacional paralela. A continuación se describen las ecuaciones correspondientes al caso no lineal.

Representamos el estado del modelo (es decir de la atmósfera) con un vector x de dimensión *m*, que depende del tiempo. Consideramos el ensamble de *k* miembros en el tiempo $\mathrm{t_{n-1}}$: $\{x_{n-1}^{a(i)}: i = 1,2, \dots, k\}$. Lo hacemos evolucionar con el modelo no lineal M hasta el tiempo t_n y se obtiene el ensamble $\{x_n^{b(i)}: i = 1,2, \dots, k\}$. Es decir:

$$x_n^{b(i)} = M_{t_{n-1},t_n}(x_{n-1}^{a(i)}) \qquad \text{(Ec. 2.1)}$$

El estado preliminar (o *background*, para el cual se utiliza el supra índice "b") en el tiempo $\mathrm{t_n}$ se obtiene integrando el modelo M desde el análisis (para el cual se utiliza el supra índice "a") en t_{n-1}, para cada miembro por separado. Se puede calcular la media y la matriz de covarianza del campo preliminar en t_n de la siguiente manera:

$$\bar{x}_n^b = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k} x_n^{b(i)} \qquad \text{(Ec. 2.2)}$$

$$\mathrm{P_n^b} = \frac{1}{\mathrm{k-1}}\sum_{\mathrm{i=1}}^{\mathrm{k}}(\mathrm{x_n^{b(i)}}\text{-}\bar{\mathrm{x}}_\mathrm{n}^\mathrm{b})(\mathrm{x_n^{b(i)}}\text{-}\bar{\mathrm{x}}_\mathrm{n}^\mathrm{b})^\mathrm{T} = \frac{1}{\mathrm{k-1}}\mathrm{X_n^b}(\mathrm{X_n^b})^\mathrm{T} \qquad \text{(Ec. 2.3)}$$

donde definimos $\mathrm{X_n^b}$ como una matriz de dimensión mxk cuyas columnas son $(x_n^{b(i)} - \bar{x}_n^b)$, y por lo tanto $\mathrm{P_n^b}$ tiene dimensión mxm. A partir de esto y usando las observaciones disponibles, queremos obtener el análisis para t_n que cumpla:

$$\bar{x}_n^a = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k} x_n^{a(i)} \qquad \text{(Ec. 2.4)}$$

$$\mathrm{P_n^a} = \frac{1}{\mathrm{k\text{-}1}}\sum_{\mathrm{i=1}}^{\mathrm{k}}(\mathrm{x_n^{a(i)}}\text{-}\bar{\mathrm{x}}_\mathrm{n}^\mathrm{a})(\mathrm{x_n^{a(i)}}\text{-}\bar{\mathrm{x}}_\mathrm{n}^\mathrm{a})^\mathrm{T} = \frac{1}{\mathrm{k\text{-}1}}\mathrm{X_n^a}(\mathrm{X_n^a})^\mathrm{T} \qquad \text{(Ec. 2.5)}$$

donde definimos $\mathrm{X_n^a}$ como una matriz de dimensión mxk cuyas columnas son $(x_n^{a(i)} - \bar{x}_n^a)$, y por lo tanto P_n^a tiene dimensión mxm. La manera de calcular estas matrices es lo que diferencia los distintos tipos de filtros de Kalman. A continuación se describe el caso del LETKF.

Formalmente, se busca que la media del análisis minimice la función de costo de Kalman $J_n(x)$, que utilizando un operador de las observaciones H no lineal está definida por:

$$J_n(x) = \left(x - \bar{x}_n^b\right)^T \left(P_n^b\right)^{-1}\left(x - \bar{x}_n^b\right) + [y_n^0 - H_n(x)]^T R_n^{-1}[y_n^0 - H_n(x)] \qquad \text{(Ec. 2.6)}$$

y es válida en el espacio S de dimensión m, para el cual hay que formar una base linealmente independiente (al igual que en la Ec. 1.1 el supra índice "o" se refiere a las observaciones). Lo que proponen *Hunt y otros (2007)* es considerar $\mathrm{X^b}$ como una transformación lineal de un espacio $\hat{\mathrm{S}}$ de dimensión k a un espacio S, y realizar el análisis en $\hat{S}$. De esta manera, sea un vector aleatorio w en $\hat{S}$, gaussiano con media 0 y covarianza $(k-1)^{-1}I$, se obtiene que $X^b w$ pertenece a S, y que se puede representar el estado del modelo como $x = \bar{x}^b + X^b w$ tal que es gaussiano, con media $\bar{\mathrm{x}}^\mathrm{b}$ y covarianza $\mathrm{P^b}$.

Utilizando esto, y haciendo omisión del subíndice n por simplicidad (entendiendo que seguimos trabajando en t_n), la función de costo en el espacio $\hat{S}$ queda definida por:

$$\hat{J}(w) = (k-1)w^T w + [y^0 - H(\bar{x}^b + X^b w)]^T R^{-1}[y^0 - H(\bar{x}^b + X^b w)] \qquad \text{(Ec. 2.7)}$$

Entonces, sea un $\bar{\mathrm{w}}^\mathrm{a}$ que minimiza $\hat{\mathrm{J}}$, se tiene que $\bar{x}^a = \bar{x}^b + X^b \bar{w}^a$ minimiza J. Haciendo la sustitución de variables $x = \bar{x}^b + X^b w$ en la Ec. 2.6, usando $\mathrm{P^b}$ de la Ec. 2.3, y considerando la expresión de $\hat{J}$ de la Ec. 2.7 se obtiene:

$$\hat{J}(w) = (k-1)w^T(I - (X^b)^T[X^b(X^b)^T]^{-1}X^b)w + J(\bar{x}^b + X^b w) \qquad \text{(Ec. 2.8)}$$

Respecto al operador no lineal de las observaciones H, se necesita evaluarlo en el espacio $\hat{\mathrm{S}}$ (por la Ec. 2.7). Una manera simple de linealizarlo es aplicar H a cada miembro del ensamble e interpolar. Entonces, definiendo $\mathrm{y}^{\mathrm{b(i)}} = \mathrm{H}(\mathrm{x}^{\mathrm{b(i)}})$ y la matriz Y^{b} de dimensión lxk cuyas columnas son $(\mathrm{y}^{\mathrm{b(i)}}\text{-}\bar{\mathrm{y}}^{\mathrm{b}})$, donde l es la dimensión del espacio de las observaciones, se puede aproximar:

$$H(\bar{x}^b + X^b w) \cong \bar{y}^b + Y^b w \qquad \text{(Ec. 2.9)}$$

Reemplazando esta aproximación en la Ec. 2.7, se obtiene la siguiente función de costo:

$$\hat{J}^* = (k-1)w^T w + [y^0 - \bar{y}^b - Y^b w]^T R^{-1}[y^0 - \bar{y}^b - Y^b w] \qquad \text{(Ec. 2.10)}$$

La misma es de la forma de J de la Ec. 2.6 si se considera que $\overline{\mathrm{w}}^{\mathrm{b}} = 0$ y $\hat{P}^b = (k-1)^{-1} I$ (por el primer término), y que Y^{b} cumple el rol del operador de observaciones (por el segundo término). La función de costo $\hat{\mathrm{J}}^*$ es minimizada en $\hat{S}$ por

$$\overline{w}^a = \hat{P}^a (Y^b)^T R^{-1}(y^0 - \bar{y}^b) \qquad \text{(Ec. 2.11)}$$

$$\hat{\mathrm{P}}^{\mathrm{a}} = [(\mathrm{k}\text{-}1)\mathrm{I} + (\mathrm{Y}^{\mathrm{b}})^{\mathrm{T}}\mathrm{R}^{-1}\mathrm{Y}^{\mathrm{b}}]^{-1} \qquad \text{(Ec. 2.12)}$$

lo cual implica que en el espacio S es minimizada por

$$\bar{x}^a = \bar{x}^b + X^b \overline{w}^a \qquad \text{(Ec. 2.13)}$$

$$P^a = X^b \hat{P}^a (X^b)^T \qquad \text{(Ec. 2.14)}$$

Llegado este punto, se necesita encontrar una matriz W^{a} tal que $X^a = X^b W^a$. Resulta útil seleccionar una raíz cuadrada simétrica a partir de $\hat{P}^a$ de la forma:

$$\mathrm{W}^{\mathrm{a}} = [(\mathrm{k}\text{-}1)\hat{\mathrm{P}}^{\mathrm{a}}]^{1/2} \qquad \text{(Ec. 2.15)}$$

tal que despejando se obtiene

$$\hat{P}^a = (k-1)^{-1} W^a (W^a)^T \qquad \text{(Ec. 2.16)}$$

Dicha elección asegura que la suma de las columnas de X^{a} es cero y entonces el ensamble de análisis va a tener la media correcta. A su vez, asegura que W^{a} depende continuamente de $\hat{P}^a$, lo cual es crucial en un esquema de análisis localizado porque entonces los puntos vecinos que tengan matrices

$\hat{P}^a$ levemente distintas no van a dar ensambles de análisis muy distintos, es decir que van a ser consistentes los ensambles de los puntos vecinos. Además, minimiza la distancia cuadrática media entre W^{a} y la matriz identidad I, y entonces las perturbaciones del ensamble de análisis son lo más cercanas posible a las perturbaciones del ensamble del background.

De esta manera, se puede formar un ensamble de análisis en el espacio $\hat{\mathrm{S}}$ mediante la suma de $\overline{\mathrm{w}}^{\mathrm{a}}$ a cada columna de W^a. Las columnas de la matriz resultante se pueden considerar como vectores de peso $\{\mathrm{w}^{\mathrm{a(i)}}\}$ que multiplicados por la matriz de perturbaciones del campo preliminar, nos permiten obtener el ensamble de análisis en el espacio S mediante:

$$\mathrm{x}^{\mathrm{a(i)}} = \overline{\mathrm{x}}^{\mathrm{b}} + \mathrm{X}^{\mathrm{b}}\mathrm{w}^{\mathrm{a(i)}} \qquad \text{(Ec. 2.17)}$$

Es importante tener presente que luego de que se haya formado el ensamble de campos preliminares en el espacio de las observaciones $\mathrm{y}^{\mathrm{b(i)}}$, los análisis en cada punto de retícula son independientes entre ellos y por lo tanto pueden ser computados en paralelo. Considerando este ensamble de manera global [g], resulta que las observaciones que se eligen para un análisis local son las que determinan qué porción de $\mathrm{y}_{[\mathrm{g}]}^{\mathrm{b(i)}}$ es necesaria para formar el ensamble del background en el espacio de las observaciones de manera local $y^{b(i)}$.

El hecho de calcular el análisis localmente requiere que el ensamble represente la incertidumbre en el espacio local correspondiente, es decir que para cada espacio el análisis local puede seleccionar diferentes combinaciones lineales de los miembros del ensamble (*Hunt y otros, 2007*). De esta manera, el análisis global es enriquecido por un espacio que es de una dimensión mucho mayor que la del ensamble. Asimismo, la localización es necesaria para evitar correlaciones espúreas entre regiones lejanas que se pueden producir dada la naturaleza caótica del sistema.

Existen variados métodos de implementar una localización (*Hamill y otros, 2001; Houtekamer y Mitchell, 2001; Greybush y otros, 2011*). *Hunt y otros (2007)* proponen multiplicar la matriz inversa de las covarianzas de los errores de las observaciones R^{-1} por un factor que decae de 1 a 0 a medida que la distancia aumenta. Esto implica incrementar la incertidumbre asignada a las observaciones, hasta que a cierta distancia tiende a infinito y entonces no influye en el análisis. Esta es la metodología utilizada en la presente tesis.

Uno de los inconvenientes de los filtros de Kalman es que tienden a subestimar la incertidumbre en la estimación del análisis, como ya se mencionó en la Sección 1.2.1, debido a la alta dimensionalidad del problema y el uso de una baja cantidad de miembros de ensamble. Es decir que tienden a adjudicar más confianza en el campo preliminar de la que deberían tener, lo que conduce a ignorar las

observaciones con el paso de los ciclos, disminuyendo su influencia en los análisis. Así el filtro diverge, alejándose de la verdad.

Con el fin de mitigar este problema, en general se aumenta la covarianza del background o del análisis en cada ciclo de asimilación, mediante el parámetro de "inflación". Existe gran cantidad de literatura sobre distintas técnicas empleadas (aditiva, multiplicativa, adaptativa, entre otras) y es un tema todavía abierto (ej. *Anderson y Anderson, 1999; Whitaker y otros, 2008; Houtekamer y otros, 2009; Li y otros, 2009; Hamill y Whitaker, 2011; Miyoshi, 2011; Whitaker y Hamill, 2012; Ying y Zhang, 2015; Houtekamer y Zhang, 2016*). En el caso de utilizar una inflación multiplicativa de la covarianza del campo preliminar, este factor determina la escala temporal en la cual las observaciones tienen una influencia significativa en el análisis, ya que aumenta el error del background, disminuyendo la confianza en éste. El método de inflación utilizado en esta tesis será descrito detalladamente en la Sección 2.4.

Por último, se quiere destacar que el algoritmo correspondiente a la metodología LETKF es computacionalmente adecuado para su aplicación en sistemas de asimilación de datos atmosféricos (*Szunyogh y otros, 2008*), ya que al ser altamente paralelizable se puede resolver un sistema complejo con una gran cantidad de observaciones con recursos no tan elevados (*Houtekamer y Zhang, 2016*). El mayor costo computacional es determinado, en general, por la cantidad de miembros utilizados y la resolución del modelo (*Miyoshi y otros, 2014*), características que representan un mayor o menor tiempo de cálculo dependiendo del sistema de pronóstico utilizado.

2.1.2. Características del sistema acoplado WRF-LETKF.

El modelo de pronóstico numérico WRF (*Skamarock y otros, 2005*) ha sido utilizado en diversos estudios, tanto teóricos como aplicados, y en particular ha sido acoplado a sistemas de asimilación variacionales y por ensambles.

Miyoshi y Kunii (2011) desarrollaron un código del sistema WRF-LETKF de libre acceso disponible en http://code.google.com/p/miyoshi/ , el cual fue usado para esta tesis. El dominio seleccionado incluye la República Argentina, Uruguay, Chile, Paraguay, Bolivia, el sur de Brasil y Perú, y los océanos adyacentes; es decir, el Sur de Sudamérica (Figura 2.1). Se utilizó la topografía con resolución de 30'', que es la más alta provista por el WRF, para representar lo mejor posible las características de la superficie terrestre, teniendo en cuenta que la Cordillera de los Andes presenta un relieve complejo. Se implementó una retícula de 40 km en el plano horizontal con proyección Lambert (139 x 134 puntos), y 30 niveles sigma-p en el plano vertical con tope en 50 hPa utilizando una mayor concentración de

niveles cerca de superficie (Figura 2.2). Si bien la retícula presenta una resolución mucho menor a la de la topografía, el modelo utiliza técnicas de interpolación que permiten aprovechar la información lo más eficientemente posible. Estas características representan un área con una resolución de carácter sinóptica, la cual es adecuada para una primera evaluación del sistema de asimilación de datos regional que se está planteando. La cantidad de miembros de ensamble empleados en este trabajo es 40, en concordancia con *Saucedo (2016)*.

Se decidió generar 8 análisis al día, es decir cada 3 horas, con el fin de diseñar un esquema que permita obtener una mayor frecuencia de análisis que la que existe en la actualidad. Respecto a la ventana de asimilación, se utilizaron las observaciones de 2 horas y media previas al análisis y media hora posterior, agrupadas en conjuntos horarios. En la Figura 2.3 se esquematiza el ciclo de asimilación, combinando el pronóstico del modelo con dichos conjuntos de observaciones. El hecho de que la ventana de asimilación no está centrada en el análisis, podría degradar su calidad debido a que no se consideran observaciones posteriores. Sería necesario evaluar cómo impacta esta elección, pero eso no será abordado en esta tesis. Igualmente, se considera que el esquema presentado puede tener beneficios en una implementación en tiempo real, ya que para realizar el procesamiento no habría que esperar las observaciones posteriores.

En la Figura 2.4 se expresa el ciclo de asimilación propuesto en términos matemáticos y desde el primer paso. Para comenzar a procesar un sistema de asimilación por ensambles de k miembros, se necesita generar un conjunto de análisis $\{\mathrm{x}_{\mathrm{t}_1}^{\mathrm{a}(1)}, \dots, \mathrm{x}_{\mathrm{t}_1}^{\mathrm{a}(\mathrm{k})}\}$ válidos para el tiempo inicial t_1, mediante algún método de perturbaciones (el utilizado en esta tesis se describe más adelante). A partir de estos análisis se generan pronósticos, por lo menos por un plazo de 3 horas, y se almacenan de manera horaria $\{\mathrm{x}_{\mathrm{t_j}}^{\mathrm{f}(1)}, \dots, \mathrm{x}_{\mathrm{t_j}}^{\mathrm{f}(\mathrm{k})};\ \mathrm{j} = 2,3,4\}$ para poder utilizarlos como campos preliminares. A su vez, se preparan las observaciones $\{\mathrm{y}_{\mathrm{t_j}}^{\mathrm{obs}};\ \mathrm{j} = 2,3,4\}$ de modo que el tiempo $\mathrm{t_j}$ contenga las observaciones entre $(\mathrm{t_j}\text{-}30\mathrm{min})$ y $(\mathrm{t_j} + 30\mathrm{min})$. Así, mediante el método LETKF se genera un ensamble de análisis $\{\mathrm{x}_{\mathrm{t}_4}^{\mathrm{a}(1)}, \dots, \mathrm{x}_{\mathrm{t}_4}^{\mathrm{a}(\mathrm{k})}\}$ válido para el tiempo t_4 a partir de dichos campos preliminares y observaciones, y se obtiene la media del ensamble $\bar{\mathrm{x}}_{\mathrm{t}_4}^{\mathrm{a}}$ que es considerada la mejor estimación de la verdad desde el punto de vista teórico. Luego, para computar el ensamble de análisis en el tiempo t_7, primero se procesan con el WRF los pronósticos por un plazo de 3 horas, inicializados con $\{\mathrm{x}_{\mathrm{t}_4}^{\mathrm{a}(1)}, \dots, \mathrm{x}_{\mathrm{t}_4}^{\mathrm{a}(\mathrm{k})}\}$, es decir se computan $\{\mathrm{x}_{\mathrm{t_j}}^{\mathrm{f}(1)}, \dots, \mathrm{x}_{\mathrm{t_j}}^{\mathrm{f}(\mathrm{k})};\ \mathrm{j} = 5,6,7\}$. Después, junto con las observaciones $\{\mathrm{y}_{\mathrm{t_j}}^{\mathrm{obs}};\ \mathrm{j} = 5,6,7\}$ se procesa el LETKF y se obtienen los análisis $\{\mathrm{x}_{\mathrm{t}_7}^{\mathrm{a}(1)}, \dots, \mathrm{x}_{\mathrm{t}_7}^{\mathrm{a}(\mathrm{k})}\}$ y $\bar{x}_{t_7}^{a}$. Este ciclo se puede repetir la cantidad de veces que se requiera.

Esta implementación es denominada 4D-LETKF, ya que considera un tratamiento asincrónico de las observaciones. Es decir, no supone que todas las observaciones recolectadas durante 3 horas pertenecen al horario del análisis, y en cambio considera las trayectorias comparando cada observación con una combinación lineal de los campos preliminares de los miembros del modelo en el horario que corresponde. Esto implica que la Ec. 2.9 se aplica para cada tiempo t_j en particular, y luego se pueden concatenar los tiempos requeridos para un análisis de manera de formar la matriz de covarianza del error R como una matriz diagonal de bloques R_{t_j}.

Un aspecto importante a tener en cuenta es que en cada ciclo de asimilación se puede generar un pronóstico probabilístico a partir del ensamble de análisis obtenido, por un plazo mayor al necesario para computar el próximo ciclo, que en este caso es de 3 horas (para obtener el campo preliminar). Es decir que el método proporciona un conjunto de análisis que son aptos para inicializar un conjunto de pronósticos por el plazo que se requiera, por ejemplo 24, 48 o más horas.

El período seleccionado para realizar los experimentos (cuyas características se describen en la Sección 2.3) es el de primavera de Noviembre y Diciembre de 2012, en coincidencia con la campaña de medición CHUVA-SUL (*Machado y otros, 2013*) llevada a cabo en Santa María, Brasil. Durante la misma se formaron algunos sistemas convectivos intensos, que son de interés para ser estudiados.

El sistema de asimilación se inicializa el 1 de Noviembre de 2012 a las 00 UTC a partir del modelo determinístico GFS perturbado de manera teórica. Para generar todos los miembros del ensamble son necesarias 40 perturbaciones, las cuales se calcularon a partir de la diferencia entre dos estados de la atmósfera de días consecutivos pero pertenecientes a un año distinto al período de estudio. Dichos estados se obtuvieron de los reanálisis del CFSR con resolución 0.5° (*Saha y otros, 2010*) de Octubre y Noviembre de 2010. Se seleccionaron meses de primavera con el fin de que las perturbaciones teóricas sean consistentes con las propias de la temporada. En la Ec. 2.18 se presenta el método utilizado para construir el análisis del 1 de Noviembre de 2012 del miembro M_1:

$$X_{1Nov}^{M_1} = X_{1Nov} + 0.2(X_{16Oct} - X_{15Oct}) \qquad \text{(Ec. 2.18)}$$

donde el 15 y 16 de Octubre se refieren al año 2010. Cabe destacar que se utilizó el factor 0.2 en concordancia con *Saucedo (2016)*, aunque es un valor arbitrario. Análogamente, se construyeron todos los miembros para obtener el ensamble de condiciones iniciales necesario, utilizando pares de días diferentes para cada miembro (por ejemplo 18 y 17 de Octubre de 2010 para el miembro M_2; 20 y 19 de Octubre de 2010 para el miembro M_3; etc.).

Un parámetro que es propio de la implementación del LETKF es la localización espacial, como ya se mencionó en la Sección 2.1.1. Existen distintos métodos y dado un problema particular se pueden llevar a cabo experimentos de prueba para encontrar el procedimiento adecuado, considerando la cantidad de miembros del ensamble, la resolución de la retícula, el dominio y el tipo de observaciones a asimilar (*Houtekamer y Zhang, 2016*).

Por ejemplo, en la implementación operativa del EnKF en el CMC, con 256 miembros y una resolución de 50 km, se utilizan localizaciones de entre 2100 y 3000 km dependiendo del nivel vertical: se divide la atmósfera en cuatro espesores y se considera que cerca de la superficie la distancia de influencia es menor (*Houtekamer y otros, 2014a*, ver su tabla 3). Asimismo, en el NCEP se computa un EnKF de 80 miembros con una localización horizontal de 1600 km (*Wang y otros, 2013*).

Dado que el estudio de la sensibilidad a la habilidad de los análisis respecto de la localización es un tema en sí mismo, y no forma parte de los objetivos propuestos en esta tesis, se utiliza la elección de *Miyoshi y Kunii (2011)*, que a su vez se basa en los resultados de *Miyoshi y otros (2007)*. Los autores plantean una función de localización Gaussiana con una aproximación de quinto orden según *Gaspari y Cohn (1999)*, de modo que el radio de influencia resulta de la multiplicación de lo que se denomina *parámetro de localización* por un factor de $2\sqrt{10/3}$. Los parámetros de localización utilizados son 400 km en la escala horizontal y 0.4 ln P en la escala vertical, lo que implica un radio de influencia de aproximadamente 1460 km y 4 km, respectivamente. Cabe destacar que dichos valores también fueron utilizados por *Saucedo (2016)* en sus experimentos sobre Sudamérica.

En la Tabla 2.1 se resumen las características del sistema WRF-LETKF descritas en los párrafos anteriores, las cuales son comunes a todos los experimentos de asimilación que se llevan a cabo (ver Sección 2.3). A continuación se detallan las observaciones que se asimilan, sus particularidades y su distribución tanto espacial como temporal.

Tabla 2.1. Características del sistema WRF-LETKF implementado.

Resolución horizontal	40 km (139 x 134 puntos)
Resolución vertical	30 niveles sigma-p (tope en 50 hPa)
Frecuencia de análisis	3 horas
Ventana de asimilación	3 horas (no centrada)
Miembros de ensamble	40
Localización espacial	1460 km (horizontal) y 4 km (vertical) (aprox)
Período de prueba	Noviembre y Diciembre de 2012

2.2. Observaciones asimiladas.

Con el fin de avanzar en el diseño de un sistema de asimilación de datos reales, se decidió comenzar utilizando los archivos PREPBUFR (PREP-Binary Universal Form for Representation of Meteorological Data) generados por el NCEP (*Keyser 2013*). Los mismos contienen las observaciones asimiladas por el sistema del GFS (a excepción de las radianzas) y por lo tanto cuentan con un control de calidad riguroso. Estos archivos contienen, además del valor de la variable observada, un error asociado a la misma. Están disponibles en tiempo real junto con los análisis y pronósticos globales, y tienen una frecuencia de 6 horas. Es decir, que se cuenta con 4 archivos diarios cuyas observaciones están centradas en los horarios de las 00, 06, 12 y 18 UTC.

En la Figura 2.5 se detalla la estructura de estos archivos y se esquematiza la manera de decodificarlos. Mediante un programa de fortran, a partir de un PREPBUFR del tiempo t se generan 7 conjuntos horarios: $\mathrm{t\text{-}3}, \mathrm{t\text{-}2}, \mathrm{t\text{-}1}, \mathrm{t}, \mathrm{t}+1, \mathrm{t}+2, \mathrm{t}+3$. Por ejemplo, a partir del archivo correspondiente a las 06 UTC se generan los conjuntos de las 03, 04, 05, 06, 07, 08 y 09 UTC, los cuales contienen los datos de media hora anterior y posterior, es decir entre las 02:30 y 03:30 UTC, entre las 03:30 y 04:30 UTC, etc. A pesar de que los tiempos $\mathrm{t}+3$ y $\mathrm{t\text{-}3}$ se superponen entre PREPBUFR consecutivos, las observaciones no son las mismas. En general, existe una mayor cantidad de registros en $\mathrm{t\text{-}3}$ que en $\mathrm{t}+3$, ya que para ese entonces hay más posibilidades de que el dato haya sido recibido, teniendo en cuenta que la generación de estos archivos es de carácter operativo. En este trabajo utilizamos las observaciones correspondientes a $\mathrm{t\text{-}3}$ para la generación de los análisis de las 03, 09, 15 y 21 UTC.

En nuestro dominio las observaciones disponibles durante Noviembre y Diecembre de 2012 se expresan en la Tabla 2.2, donde se asocia cada variable con su origen de medición. Las variables son las componentes zonal (U) y meridional (V) del viento, la temperatura (T), la temperatura virtual (Tv), la humedad específica (q), la presión de superficie (PSFC). Las fuentes de observaciones son los radiosondeos (ADPUPA), las estaciones de superficie (ADPSFC), los barcos (SFCSHP), los aviones (AIRCFT), las estimaciones satelitales de viento a partir del GOES (SATWND) y del Advanced Scatterometer (ASCAT) (*Verspeek y otros, 2009*).

Respecto a las estimaciones SATWND, se cuenta con los vectores de movimiento atmosférico (llamados AMV por *Atmospheric Motion Vectors*), los cuales son derivados mediante algoritmos de seguimiento de nubosidad en los canales de infrarrojo, vapor de agua y visible, por lo que las características de los algoritmos son dependientes de los canales propios de cada satélite (*Bormann y otros, 2003*). No es posible obtener un perfil vertical continuo del viento, sino que los AMV disponibles en cada punto y en cada nivel dependen de la presencia de nubosidad necesaria, con lo cual varía en el

tiempo. En particular, la asignación del nivel vertical para un AMV y la selección de los píxeles involucrados en dicha asignación, representa un problema en sí mismo (*Forsythe, 2007*). A su vez, el hecho de que los errores de estos vectores se encuentran correlacionados entre sí, va en contra de las suposiciones que se necesitan para los métodos de asimilación de datos (*Bormann y otros, 2003; Bormann y otros, 2014*). Existen algunas técnicas desarrolladas para combatir este defecto, como ser la utilización de los valores en una resolución menor tomando datos más espaciados entre sí (técnica conocida como *thinning,* aplicada recientemente en experimentos de asimilación de precipitación por *Kotsuki y otros (2016)*) o el aumento de los errores de las observaciones por medio de algún factor. Sin embargo, en este trabajo se decidió, como primera instancia, no aplicar ninguna de estas metodologías de filtrado debido al espaciamiento irregular entre los AMV y la gran necesidad de datos en la región, con lo cual se utilizaron todos los datos de SATWND disponibles en los PREPBUFR.

Tabla 2.2. Observaciones disponibles en el PREPBUFR en el dominio utilizado, detallando el origen de cada tipo de variable con una X. Ver detalles en el texto.

	ADPUPA	**ADPSFC**	**SFCSHP**	**AIRCFT**	**SATWND**	**ASCAT**
U	X		X	X	X	X
V	X		X	X	X	X
T	X		X	X		
T_v	X		X			
q	X		X			
PSFC		X	X			

Respecto a la frecuencia temporal de los AMV, la Administración Nacional de Oceanografía y Atmósfera de Estados Unidos (NOAA) provee estimaciones horarias, en particular a partir del GOES East[3]. Sin embargo, en los archivos PREPBUFR estos datos se encuentran sólo en el horario t-1, es decir, en el horario anterior a la hora de análisis del modelo estadounidense. Esto se debe a razones propias de la metodología de asimilación de datos que llevan a cabo en ese país (Jeff Whiting, Environmental Modeling Center (EMC) - NCEP, comunicación personal). Por lo tanto, hay que tener presente que en esta tesis se asimilan AMV sólo para los ciclos de las 00, 06, 12 y 18 UTC, pero el uso de estas observaciones poseen un potencial mayor, lo cual será motivo de experimentación en un futuro cercano.

A pesar de que los PREPBUFR proveen las estimaciones del viento superficiales sobre el océano del ASCAT, estos datos fueron obtenidos directamente de uno de los servidores del satélite (http://podaac-ftp.jpl.nasa.gov/) ya que, en este caso, se decidió hacer un tratamiento especial de los

[3] Disponibles en http://www.ospo.noaa.gov/Products/atmosphere/hdwinds/goes.html

mismos. La resolución horizontal original es de 0.25° aproximadamente y su período de revisita es de 5 días, por ser un satélite de órbita polar. Dado que esta resolución espacial es mayor a la del sistema WRF-LETKF de 40 km (ver sección 2.1.2), con el fin de reducir la covarianza de los errores entre las observaciones de los ASCAT los datos fueron interpolados a una retícula de 0.5° x 0.5° utilizando una técnica de *superobbing* (Figura 2.6). La misma, no implica una simple reducción de resolución escogiendo sólo algunas observaciones, sino un cálculo que integra distintos datos para obtener una nueva observación, que estaría enriquecida por sus vecinas. *Pauley y otros (2012)* muestran distintos procedimientos para llevar a cabo esta metodología, considerando diferentes niveles de complejidad en los cálculos. En este trabajo se utilizó un promedio entre los datos incluidos en una caja de 0.5° x 0.5° para obtener la nueva observación. Sin embargo, se mantuvo el valor constante de 2 ms^{-1} como error asociado, que es el informado por el "Physical Oceanography Distributed Active Archive Center" de la NASA[4].

En la Figura 2.7, a modo de ejemplo, se muestran las observaciones asimiladas discriminadas por tipo y considerando todos los niveles, en cada ciclo de asimilación para el primer día de proceso, es decir para las 03, 06, 09, 12, 15, 18 y 21 UTC del 1 de Noviembre y las 00 UTC del 2 de Noviembre. Si bien no todos los días se repiten exactamente las mismas observaciones, hay patrones similares en horarios determinados. La primera característica que se distingue es la distribución no homogénea, tanto espacial como temporalmente.

Los datos con menor densidad (escasa, de hecho) son los provenientes de los aviones (AIRCFT). Actualmente se está realizando un gran esfuerzo entre el Servicio Meteorológico Nacional y algunas aerolíneas que operan en el país, para obtener datos de buena calidad y con la mayor resolución posible, en tiempo real (Nicolás Rivabén, SMN, comunicación personal). Respecto a las observaciones de las embarcaciones (SFCSHP), a pesar de que se recibe más cantidad que de los aviones, no son demasiadas pero el potencial es mucho ya que existen rutas comerciales marítimas tanto en el Pacífico como en el Atlántico[5] (*Nuré y Collini, 2011*). Los radiosondeos (ADPUPA) de nuestra región se concentran a las 12 y a las 00 UTC, con una cantidad del orden de 20. No todas las estaciones de superficie (ADPSFC) reportan de manera horaria, con lo cual el número de observaciones disminuye en particular en horas de la madrugada.

Respecto a las estimaciones satelitales, las provistas por el ASCAT tienen una distribución muy distinta a las provistas por el GOES (SATWND), principalmente debido a que el primero tiene una órbita polar y el segundo es geoestacionario. Además los ASCAT estiman el viento en superficie, en cambio los

[4] http://podaac-ftp.jpl.nasa.gov/
[5] https://www.marinetraffic.com/es/

SATWND proveen información de viento en diversos niveles dependiendo de la nubosidad, como se comentó en los párrafos previos.

Haciendo un promedio de la cantidad de variables asimiladas en cada ciclo, considerando el período completo, lo primero que se pone en evidencia es una falta de información termodinámica en casi todas las horas (Figura 2.8). Sólo se encuentran algunos datos a las 12 y 00 UTC, correspondientes a los horarios de los radiosondeos que, como ya se señaló, son escasos en la región. Otra peculiaridad es que para los ciclos de las 09 y 21 UTC prácticamente no hay observaciones disponibles. Esta característica sorprende, teniendo en cuenta que a partir del GOES se pueden obtener AMVs con una frecuencia horaria. Sin embargo, como se mencionó anteriormente, dichas estimaciones están presentes en los PREPBUFR sólo para la hora anterior al análisis del GFS, es decir, sólo para las 05, 11, 17 y 23 UTC. Esto claramente implica una oportunidad de mejora en un futuro, ya que existe una mayor cantidad de observaciones disponible para poder ingresar al sistema de asimilación.

Con el fin de ampliar la información termodinámica, se consideraron los perfiles verticales de temperatura y humedad estimados por el Atmospheric Infrared Sounder (AIRS) (*Susskind, 2011*), para poder incorporarlos en el sistema de asimilación (ver Sección 2.3.4). Los datos fueron interpolados a una retícula de 135 km de resolución aproximadamente, esta vez mediante una técnica de thinning, es decir que no se realizó ninguna operación (como en el caso del *superobbing* descrito anteriormente), si no que se tomó una observación (y su error correspondiente) cada 9, descartando las 8 restantes (ejemplo Figura 2.9). Se utilizó esta técnica debido a resultados favorables hallados por *Miyoshi y Kunii (2012)*, quienes asimilaron los AIRS con resolución de 135 km (luego de aplicar el *thinning*) en un modelo con una retícula de 60 km, es decir una relación de 2.25 entre resoluciones. Por otro lado, *Jones y Stensrud (2012)* trabajan con una relación de 3 entre los AIRS (45 km) y su modelo (15 km), y *Pu y Zhang (2010)* asimilan con una relación de 1.6 veces entre los AIRS (45 km) y el modelo de 27 km. Además, cabe destacar que se utilizaron sólo los datos catalogados como de mejor calidad y por debajo de 200 hPa.

En la Figura 2.10 se muestra la distribución de perfiles de AIRS asimilados en cada ciclo de asimilación para las 03, 06, 09, 15, 18 y 21 UTC del 1 de Noviembre de 2012. Notar que no se incluyen los horarios de las 00 y 12 UTC ya que no se cuenta con observaciones para esos ciclos. Resulta clara la contribución de este tipo de datos y su potencial utilización en el sistema de asimilación de datos.

Por último, considerando este nuevo conjunto de datos, en la Figura 2.11 se puede distinguir el aumento de observaciones termodinámicas logrado mediante la inclusión de los AIRS en la asimilación. Los mayores incrementos se dan en los ciclos de las 06, 09, 18 y 21 UTC debido a las características de la órbita del satélite, en particular su período de revisita.

2.3. Diseño de los experimentos de asimilación.

En esta sección se describen tanto los aspectos técnicos de cada diseño experimental como los aspectos teóricos que justifican la elección de cada configuración. Se utilizan nombres abreviados para simplificar la interpretación de los resultados posteriores. Cabe destacar que todos los experimentos poseen las características descritas en la Sección 2.1.2, las cuales están plasmadas en la Tabla 2.1.

2.3.1. Experimento E-CONTROL.

El primer experimento llevado a cabo se denomina E-CONTROL ya que posee características básicas del sistema WRF-LETKF y en cada experimento de los que se describen a continuación se realizan diferentes ajustes respecto a este experimento de referencia. Las observaciones asimiladas son las correspondientes al PREPBUFR y los ASCAT, descritas en la Sección 2.2.

Las parametrizaciones del WRF más importantes utilizadas son:

- Cumulus: Kain–Fritsch (*Kain, 2004*)
- Microfísica: WSM6 (*Hong y Lim, 2006*)
- Capa Límite Planetaria: Yonsei University (YSU) (*Hong, Noh y Dudhia, 2006*)
- Radiación de onda larga: RRTM (*Mlawer y otros, 1997*)
- Radiación de onda corta: Dudhia (*Dudhia, 1989*)
- Modelo de suelo: Noah Land Surface Model (*Chen y Dudhia, 2001*)

La elección de las mismas responde al resultado de trabajos previos en nuestra región, llevados a cabo con resoluciones similares a la empleada en este trabajo (*Ruiz y otros, 2010; Saulo y otros, 2008; Saucedo, 2016*). Igualmente, es importante destacar que no se considera que esta configuración es perfecta, si no que es una de las más adecuadas ya que ha presentado un desempeño favorable.

Como condiciones de borde se utilizaron los pronósticos determinísticos del GFS de 0.5° de resolución (ejecutado originalmente con 27 km de resolución) para todos los miembros, es decir que se utilizó condiciones de borde fijas. El esquema de la Figura 2.12 muestra los pronósticos seleccionados para usar en cada ciclo, ya que hay que considerar que el GFS ofrece 4 análisis diarios con pronósticos cada 3 horas, mientras que el sistema propuesto en este trabajo ofrece 8 análisis diarios con pronósticos horarios.

Las simulaciones se llevaron a cabo en un sistema de HPC (High Performance Computing) del Centro de Investigaciones del Mar y la Atmósfera (CIMA), a través de un convenio en el marco del Sistema

Nacional de Computación de Alto Desempeño (SNCAD). El mismo se compone por 10 servidores de 2 procesadores con 6 núcleos de 2.6 Gb de memoria cada uno; es decir un total de 120 núcleos. Cada ejecución del modelo WRF fue paralelizada con 2 núcleos, de manera de procesar todos los miembros del ensamble al mismo tiempo. Esto implica que se usaron 82 núcleos a la vez para computar todos los pronósticos del WRF requeridos para el ciclo de asimilación a la par (40 miembros y media del ensamble). En cuanto al proceso de LETKF, éste fue paralelizado con 12 núcleos.

El tiempo necesario en este HPC para calcular 1 ciclo de asimilación, incluyendo pronósticos a 6 horas de cada miembro y su almacenamiento horario, la realización de un post-proceso sencillo mediante el ARWpost, todos los cálculos intermedios y los tiempos de lectura y escritura de cada proceso, fue de aproximadamente 1 hora. Dentro de este período, el conjunto de pasos que atañe al WRF representa 55 minutos, mientras que el LETKF sólo necesita 5 minutos, aproximadamente. Esto implica que para simular un experimento completo se necesitan 488 horas de cómputo (61 días x 8 ciclos = 488), es decir 21 días aproximadamente.

Cabe destacar que si uno considerara el tiempo requerido para procesar 3 horas de pronóstico en lugar de 6, es decir sólo los pronósticos estrictamente necesarios para realizar la asimilación, éste se reduciría a 30 minutos. Por otro lado, respecto al tiempo de adquisición de las observaciones y los procesos de decodificado y procesamiento de las mismas, éste se puede aproximar en 10 minutos.

Entonces, se puede estimar un tiempo total de 45 minutos para computar sólo el conjunto de análisis para un ciclo (10 min [obs] + 30 min [ensamble WRF prono 3h] + 5 min [LETKF]).

El otro aspecto importante y a tener en cuenta para una implementación, es el espacio en disco necesario para almacenar las salidas. Para este trabajo se procuró guardar la mayor cantidad de información, es decir, tanto los pronósticos a 6 horas de los 40 miembros del ensamble y la media, como los análisis y medidas de dispersión, observaciones asimiladas y algunas salidas crudas del modelo WRF. Todo este paquete de datos implicó un espacio necesario de 25 Gb por ciclo de asimilación, o sea 200 Gb por día de experimento (antes de comprimirlos). A pesar de que este número puede ser disminuido, se recomienda hacer una estimación previa del volumen de almacenamiento total requerido en el caso de emprender un experimento de esta índole, ya que al trabajar con ensambles los números crecen en gran medida.

Por último, cabe destacar que tanto los tiempos de procesamiento como el espacio de almacenamiento necesario, son similares para todos los experimentos.

2.3.2. Experimento E-MULTI.

En un modelo de pronóstico numérico es necesario utilizar parametrizaciones para describir los procesos de menor escala, lo cual necesariamente introduce un error. Una manera de representar la incertidumbre asociada al error del modelo es utilizando un ensamble físico, es decir usando diferentes parametrizaciones para cada miembro del ensamble. Dado que algunos autores obtuvieron un impacto positivo en el desempeño de un sistema de asimilación EnKF mediante el uso de un ensamble físico (ej. *Meng y Zhang (2007), Saucedo (2016)*), en esta tesis se propone un experimento multi-esquema en el cual se utilizan 9 combinaciones distintas de parametrizaciones de Cumulus y de Capa Límite Planetaria (CLP), como se muestra en la Tabla 2.3, y se lo denomina E-MULTI. Es decir que 5 miembros del ensamble poseen los esquemas YSU y Kain-Fritsch (combinación A), otros 5 miembros poseen los esquemas YSU y BMJ (combinación B), etc., hasta formar el ensamble de 40 miembros. Las otras configuraciones se mantienen iguales que para E-CONTROL.

Tabla 2.3. Combinaciones de parametrizaciones realizadas para el experimento E-MULTI, indicando la cantidad de miembros correspondiente en cada caso.

Combinaciones de parametrizaciones realizadas para el experimento E-MULTI		**Esquema de Cumulus**		
		Kain-Fritsch (*Kain, 2004*)	BMJ (*Janjic, 1994*)	Grell (*Grell y Devenyi, 2002*)
Esquema de Capa Límite Planetaria (CLP)	YSU (*Hong, Noh y Dudhia 2006*)	A (5 miembros)	B (5 miembros)	C (5 miembros)
	MYJ (*Janjic, 2002*)	D (5 miembros)	E (4 miembros)	F (4 miembros)
	Quasinormal (*Sukoriansky y otros 2005*)	G (4 miembros)	H (4 miembros)	I (4 miembros)

Una desventaja de una configuración multi-esquema es que no todos los miembros son igualmente probables. Generalmente, las diferentes configuraciones proveen pronósticos de distinta calidad y ninguna de ellas es capaz de producir el mejor resultado para todas las variables, para todo el dominio. En este sentido, sería útil poder definir pesos específicos a cada miembro dependiendo de su habilidad, lo cual sería posible si se dispone de algún experimento estadístico realizado con anterioridad. Dado que no se cuenta con resultados estadísticos del desempeño de las combinaciones multi-esquema utilizadas, no se asigna ningún peso a cada miembro, y por lo tanto se suponen igualmente probables.

2.3.3. Experimento E-BPERT.

En el diseño de un sistema de pronóstico por ensamble regional es de suma importancia utilizar condiciones de borde adecuadas. Si bien el uso de condiciones de borde fijas es una posibilidad, hay que tener en cuenta que éstas pueden reducir la dispersión del ensamble, reduciendo su calidad. Por esta razón, se propone el experimento E-BPERT para estudiar la sensibilidad del sistema a las condiciones laterales. Se perturban los bordes de manera que cada uno de los 40 miembros del ensamble tenga una condición diferente. Las otras configuraciones se mantienen iguales que para E-CONTROL.

El método utilizado es análogo al implementado para generar las condiciones iniciales del sistema de asimilación (Ec. 2.18), el cual también fue utilizado por *Saucedo (2016)* en su experimento de bordes perturbados. Para obtener las perturbaciones de borde se calcula la diferencia entre estados separados por 13 días, en vez de por 1 día (como se hizo para las perturbaciones de la condición inicial, ver Sección 2.1.2). En este caso también se usan los reanálisis CFSR con resolución 0.5° (*Saha y otros, 2010*). Asimismo, como se generan perturbaciones para modificar las condiciones de borde para todo el período, es decir Noviembre y Diciembre de 2012, se tuvo cuidado de que cada miembro sea modificado por perturbaciones con continuidad en el tiempo (Juan Ruiz, CIMA, comunicación personal).

Por ejemplo, para M_1 las perturbaciones del 1 y 2 de Noviembre de 2012 están determinadas por:

$$X_{1Nov}^{M_1} = X_{1Nov} + 0.2(X_{1Sept} - X_{14Sept})$$

$$X_{2Nov}^{M_1} = X_{2Nov} + 0.2(X_{2Sept} - X_{15Sept}) \qquad \text{(Ec. 2.19)}$$

donde el 1, 2, 14 y 15 de Septiembre se refieren al año 2000. Es decir que para un miembro dado se calculan las perturbaciones usando fechas consecutivas a medida que se avanza en el período de estudio, que a la vez se van restando de fechas consecutivas pero distanciadas por trece días entre sí. Se utilizaron paquetes inicializados en distintos momentos para cada miembro entre los años 2000 y 2006, como se detalla en la Tabla 2.4. A pesar de que algunas perturbaciones se repiten entre los miembros, éstas son aplicadas con 15 días de diferencia en cada uno, con lo cual se mantiene la variedad de perturbaciones para una misma fecha.

Cabe destacar que si bien existen métodos más sofisticados para generar este tipo de perturbaciones, se decidió implementar esta metodología sencilla en base a los resultados favorables obtenidos por *Saucedo (2016)*.

Tabla 2.4. Conjunto de fechas correspondientes a los reanálisis CFSR utilizadas para calcular las perturbaciones de borde, para cada miembro del ensamble. Tener en cuenta que para calcular una perturbación se usa el día que indica esta tabla y la fecha correspondiente a 13 días después (ver ejemplo Ec. 2.19).

Miembro	Conjunto de fechas para iniciar la perturbación	Miembro	Conjunto de fechas para iniciar la perturbación
1	01/09/2000 a 31/10/2000	**21**	01/10/2003 a 30/11/2003
2	15/09/2000 a 14/11/2000	**22**	15/10/2003 a 14/12/2003
3	01/10/2000 a 30/11/2000	**23**	01/11/2003 a 31/12/2003
4	15/10/2000 a 14/12/2000	**24**	15/11/2003 a 14/01/2004
5	01/11/2000 a 31/12/2000	**25**	01/09/2004 a 31/10/2004
6	15/11/2000 a 14/01/2001	**26**	15/09/2004 a 14/11/2004
7	01/09/2001 a 31/10/2001	**27**	01/10/2004 a 30/11/2004
8	15/09/2001 a 14/11/2001	**28**	15/10/2004 a 14/12/2004
9	01/10/2001 a 30/11/2001	**29**	01/11/2004 a 31/12/2004
10	15/10/2001 a 14/12/2001	**30**	15/11/2004 a 14/01/2005
11	01/11/2001 a 31/12/2001	**31**	01/09/2005 a 31/10/2005
12	15/11/2001 a 14/01/2002	**32**	15/09/2005 a 14/11/2005
13	01/09/2002 a 31/10/2002	**33**	01/10/2005 a 30/11/2005
14	15/09/2002 a 14/11/2002	**34**	15/10/2005 a 14/12/2005
15	01/10/2002 a 30/11/2002	**35**	01/11/2005 a 31/12/2005
16	15/10/2002 a 14/12/2002	**36**	15/11/2005 a 14/01/2006
17	01/11/2002 a 31/12/2002	**37**	01/09/2006 a 31/10/2006
18	15/11/2002 a 14/01/2003	**38**	15/09/2006 a 14/11/2006
19	01/09/2003 a 31/10/2003	**39**	01/10/2006 a 30/11/2006
20	15/09/2003 a 14/11/2003	**40**	15/10/2006 a 14/12/2006

2.3.4. Experimento E-AIRS.

Conforme a la escasez de información termodinámica en nuestra región proveniente de las observaciones convencionales (Figura 2.8), y dado que los perfiles verticales de temperatura y humedad provistos por los AIRS representan una fuente confiable de este tipo de datos, se decidió incluirlos en el conjunto de observaciones asimiladas (Figura 2.11) en el experimento E-AIRS. Las otras configuraciones se mantienen iguales que para E-CONTROL.

Dado que previamente se obtuvieron resultados satisfactorios mediante la inclusión de estos perfiles en un esquema LETKF-WRF en la región de Japón (*Miyoshi y Kunii, 2012*), se espera que el impacto en nuestra región sea igualmente positivo.

2.3.5. Experimento E-COMB.

La combinación de todas las características incluidas en E-MULTI, E-BPERT y E-AIRS en un solo experimento debería presentar un resultado superior al obtenido con E-CONTROL, debido a las ventajas que potencialmente ofrece cada uno de estos experimentos. Por esta razón se decidió realizar E-COMB utilizando un ensamble multi esquema, bordes perturbados e incluyendo las estimaciones del AIRS en la asimilación, con el fin de aprovechar los beneficios propios de cada simulación.

2.4. Estudio del parámetro de inflación.

Así como se mencionó en la Sección 2.1.1, el parámetro de inflación se utiliza con el fin de mitigar la posible divergencia del sistema de asimilación. En este trabajo se decidió aplicar la inflación multiplicativa adaptativa propuesta por *Miyoshi (2011)* e implementada en el WRF-LETKF por *Miyoshi y Kunii (2012)*, ya que mostró resultados satisfactorios en el desempeño del sistema. La misma está basada en el enfoque gaussiano propuesto por *Li y otros (2009)*, quienes aplicaron la actualización del análisis del filtro de Kalman al parámetro de inflación adaptativa, asumiendo una función de densidad de probabilidad gaussiano para la estimación del mismo a partir de las observaciones nuevas. *Miyoshi (2011)* introduce el cálculo de dicha estimación simultáneamente con la matriz de transformación del ensamble, lo que resulta en una implementación muy eficiente del método. De esta manera, se logra una estimación del factor de inflación óptimo con dependencia temporal y espacial, basado en la estadística de innovación.

Sin embargo, como se ha aprendido por experiencia, una desventaja de la inflación adaptativa es que posee un tiempo de spinup que no es predeterminado, y por lo tanto depende de cada experimento en particular. Más aún, depende de cada horario de análisis, ya que en general cada ciclo tiene asociado una cantidad similar de observaciones, y también del nivel vertical considerado. Es por eso que este factor evoluciona en 3 dimensiones de manera distinta para los ocho ciclos diarios.

En este trabajo, primero se computaron los ciclos de asimilación de Noviembre y Diciembre de 2012 con la configuración E-CONTROL, inicializando el valor de inflación con una constante de 1.1 en cada uno de los ocho ciclos, la cual evolucionó hasta obtener campos como los que se muestran en las Figuras 2.13 y 2.14 para el 31 de Diciembre. Se observa que la distribución de la inflación depende del

horario considerado: a las 00 y 12 UTC se encuentra un máximo en la costa de Brasil que alcanza valores de 5.5 alrededor de 500 hPa y de 9.5 alrededor de 850 hPa, nivel en el cual también aparece otro máximo en el SE del dominio. En estos horarios es cuando más cantidad de observaciones para asimilar se tiene (Figura 2.8), y entonces es coherente que la inflación sea mayor. Sin embargo, es difícil explicar la estructura tan concentrada en algunos sectores, ya que no tiene una relación directa con una zona de mayor densidad de observaciones. A las 03 y a las 18 UTC también existen máximos ubicados en la porción sur del Atlántico, pero con valores más bajos. En 850 hPa a las 09 UTC se observan valores de hasta 4 y a las 15 UTC de hasta 3, mientras que en los otros horarios el factor de inflación se mantiene por debajo de 2 en casi todo el dominio. Cabe destacar que este comportamiento descrito se repite en todos los niveles verticales: los cercanos a superficie muestran una estructura similar a la de la Figura 2.13 y a medida que se asciende en altura los valores van disminuyendo y los máximos se van suavizando, debido a la influencia de una menor cantidad de observaciones.

Se calculó el promedio espacial en cada nivel vertical del factor de inflación, con el fin de evaluar la convergencia del mismo. En el primer panel de la Figura 2.15 se observa la evolución de dicho valor para el nivel de 850 hPa, para todos los horarios, durante el primer cómputo de Noviembre y Diciembre de 2012. En concordancia con lo hallado en los campos horizontales (Figura 2.13) los valores más altos corresponden a las 12 y 00 UTC, seguido de las 18 y 03 UTC, y luego el resto de los horarios. Es claro el aumento del parámetro conforme avanzan los ciclos de asimilación, más o menos pronunciado dependiendo del horario.

Los campos de inflación obtenidos para el 31 de Diciembre con la configuración descrita en los párrafos anteriores, son los utilizados para inicializar dicho parámetro el 1 de Noviembre en los experimentos E-CONTROL, E-MULTI, E-BPERT, E-AIRS y E-COMB. En la Figura 2.15 se muestra la evolución del valor medio de la inflación para este segundo período de cómputo correspondiente a cada experimento, de manera que cada uno de estos 5 paneles implica una continuidad con el primer panel. El cambio en la pendiente que se observa en general, se puede explicar considerando que en esta reinicialización el ensamble comienza con una dispersión mayor ya que los valores de la inflación son mayores, con lo cual éstos no crecen tan rápido como en el cómputo de los primeros 2 meses.

La característica que se destaca en todos los experimentos es que el valor de las 18 UTC continúa en aumento aún hacia el final del segundo período de simulación. Sin embargo, para el resto de los horarios, la pendiente va disminuyendo o su aumento es pequeño. Respecto a la distribución espacial del factor de inflación alcanzado el 31 de Diciembre en cada experimento, es decir al final del segundo período, es muy similar a la estructura encontrada el 31 de Diciembre de la primera simulación (no mostrado). Si bien no se observa una convergencia a un valor constante de cada promedio de la

inflación, su estructura espacial mantiene las características a lo largo del tiempo. Por esta razón, los resultados que se muestran en la Sección 3 corresponden a los obtenidos a partir de las simulaciones correspondientes al segundo período.

Con el fin de sintetizar una comparación entre experimentos, en la Figura 2.16 se muestran porcentajes de los promedios de las diferencias entre los parámetros de inflación de cada experimento y los de E-CONTROL. Para llevar a cabo este cálculo se tomaron primero las medias horizontales para cada día y se promediaron entre los niveles de superficie y 300 hPa, obteniendo una serie temporal de 60 valores para cada experimento, y para cada ciclo. Luego se restaron los valores de E-MULTI, por ejemplo, con los de E-CONTROL, y se los dividió por E-CONTROL, obteniendo otra serie temporal de 60 valores. Por último, se tomó el promedio de dichas diferencias, y se lo multiplicó por 100 con el fin de expresar el resultado en porcentajes. Cabe destacar que se espera que estas diferencias sean negativas ya que cada experimento debería colaborar con un aumento en la dispersión del ensamble respecto de E-CONTROL, alivianando el trabajo de la inflación, es decir produciendo valores inferiores de ésta.

Se puede observar que los horarios en donde los experimentos resultan similares son las 00 y 12 UTC, donde además los porcentajes son cercanos a cero y E-MULTI muestra una disminución de la media de la inflación respecto a E-CONTROL en ambos casos, mientras que E-AIRS lo hace para las 00 UTC y E-BPERT para las 12 UTC. Asimismo, a las 15 UTC se observa una disminución del parámetro en cuestión de E-AIRS respecto a E-CONTROL. En el resto de los horarios, al contrario de lo esperado, todas las simulaciones alcanzan un valor medio de la inflación entre un 10 y un 20 % mayor que E-CONTROL, y en particular a las 06 y a las 09 UTC algunos alcanzan valores de 30 y 40 % mayores. A pesar de que en dichos horarios las diferencias se maximizan, notar que los valores medios propios de estos tiempos se encuentran entre 1 y 2, como se puede ver en la Figura 2.15 para el caso de 850 hPa.

Se destaca que teniendo en cuenta las dificultades halladas para la convergencia del factor de inflación adaptativa, se considera que es probable que esta metodología no resulte eficiente en una implementación del sistema de asimilación en un esquema operativo. Por esta razón, hay que tener presentes otros tipos de estimaciones como la propuesta por *Whitaker y Hamill (2012)*, quienes sugieren una inflación multiplicativa proporcional a la cantidad de dispersión del ensamble que es reducido debido a la asimilación de observaciones, la cual no posee período de spinup. Sería útil realizar un experimento incluyendo este procedimiento, y constituye una prioridad en el trabajo a futuro.

2.5. Métodos de verificación.

Por un lado, se propone examinar el desempeño de los análisis y pronósticos del período experimental completo a partir de la evaluación de las variables convencionales. Por otro lado, se realiza una verificación más exhaustiva para el caso de precipitación intensa ocurrido el 6 y 7 de Diciembre de 2012 en la zona central-este de Argentina. A continuación, se describen los métodos utilizados.

2.5.1. Métodos de verificación utilizando datos de radiosondeos.

Con el fin de evaluar la calidad de los análisis y pronósticos en función a los radiosondeos, se calcularon el **Bias** (o desvío) y la **Raíz Cuadrada de la Diferencia Cuadrática Media** (RMSD por sus siglas en inglés: *Root-mean-square Difference*) para el período completo, considerando tanto las diferencias entre las observaciones y los análisis, $(\mathrm{O\text{-}A})$, como las diferencias entre las observaciones y los pronósticos, $(\mathrm{O\text{-}P})$, según las ecuaciones:

$$Bias = \frac{1}{n}\sum_{t_i=1}^{n}(O_{t_i} - M_{t_i}) \qquad \text{(Ec. 2.20)}$$

$$RMSD = \left[\frac{1}{n}\sum_{t_i=1}^{n}(O_{t_i} - M_{t_i})^2\right]^{1/2} \qquad \text{(Ec. 2.21)}$$

donde M representa el modelo y puede ser tanto un análisis A como un pronóstico P; y n es la cantidad total de tiempos considerados.

Las observaciones utilizadas son las correspondientes a 23 radiosondeos lanzados a las 12 UTC, cuya ubicación se muestra en la Figura 2.17, y son aquellos que contaban con más de 80 % de datos durante el bimestre.

En esta evaluación también se incluyen los análisis y pronósticos del GFS, para poder comparar el desempeño de los experimentos con la habilidad del GFS, el cual representa el estado del arte de los sistemas de asimilación de datos globales.

2.5.2. Métodos de verificación utilizando los reanálisis globales provistos por ECMWF.

Dado que la cantidad de observaciones es escasa para representar el estado verdadero de la atmósfera abarcando toda la región de estudio, se decidió utilizar los reanálisis globales ERA-Interim provistos por el ECMWF como estado de referencia (denominados ERA de aquí en adelante). Los mismos han mostrado un desempeño satisfactorio y consistente (*Dee y otros, 2011; Bao y Zhang, 2013*), y constituyen un conjunto de datos independiente de los experimentos realizados para este trabajo. En

cambio, al haber usado como condiciones de borde los GFS, el uso de los análisis GDAS como estado verdadero implicaría una gran dependencia entre las simulaciones, y el resultado no sería del todo independiente.

Una medida que es útil para resumir el desempeño de una simulación es la Diferencia de Energía Total (DTE por sus siglas en inglés *Difference Total Energy*), ya que considera ambas componentes de viento y la temperatura. Cabe destacar que a pesar de que el nombre de dicha medida se refiere a la energía total, para su cálculo no se considera la energía asociada ni con la presión de superficie ni con la humedad. Es por eso que en este trabajo se hará referencia a dicha medida como la **Diferencia de Energía**, pero se mantendrá la sigla DTE con el fin de respetar la bibliografía. La misma fue utilizada por varios autores (*Zhang, 2005; Zhang y otros, 2006; Meng y Zhang, 2007; Jung y otros, 2012*) y está dada por:

$$DTE_{i,j,k,t} = 0.5(u'_{i,j,k,t}u'_{i,j,k,t} + v'_{i,j,k,t}v'_{i,j,k,t} + \frac{C_{pd}}{T_{ref}}T'_{i,j,k,t}T'_{i,j,k,t}) \qquad \text{(Ec. 2.22)}$$

para cada punto de retícula $(\mathrm{i}, \mathrm{j}, \mathrm{k})$ y para cada tiempo t, con $C_{pd} = 1004 JKg^{-1}K^{-1}$ (calor específico a presión constante del aire seco), $\mathrm{T_{ref}} = 287\mathrm{K}$ (temperatura de referencia), y la prima indicando la diferencia entre el estado considerado como verdadero y una simulación. La unidad de DTE resulta m^2s^{-2}.

Para sintetizar la información, se realizaron cálculos de la raíz del promedio de DTE tanto vertical como horizontal y temporalmente, con el fin de obtener campos horizontales, perfiles verticales y evoluciones temporales de esta medida (RM_DTE).

$$\mathrm{RM_DTE} = \sqrt{\frac{1}{\mathrm{N}}\sum \mathrm{DTE}} \qquad \text{(Ec. 2.23)}$$

donde N es la cantidad total de puntos considerados. La unidad de RM_DTE resulta m s^{-1}.

Asimismo, se calculó otra métrica utilizada para evaluar la energía del sistema, el **Error de Energía Seca** que tiene en consideración la densidad ρ de la atmósfera de referencia y la energía potencial asociada con la presión de superficie:

$$EES_{i,j,k,t} = 0.5\rho_{i,j,k,t}(u'_{i,j,k,t}u'_{i,j,k,t} + v'_{i,j,k,t}v'_{i,j,k,t} + \frac{C_{pd}}{T_{ref}}T'_{i,j,k,t}T'_{i,j,k,t} + \frac{T_{ref}R_d}{P_{ref}P_{ref}}P'_{i,j,t}P'_{i,j,t})$$

(Ec. 2.24)

donde $\mathrm{u}', \mathrm{v}', \mathrm{T}'$ se calculan de la misma manera que para DTE, mientras que P' representa la diferencia entre la presión de superficie del estado verdadero y la simulación. Los valores tomados para $\mathrm{C_{pd}}$ y $\mathrm{T_{ref}}$ coinciden con los usados para el cálculo de DTE, y en este caso $\mathrm{P_{ref}} = 1000\mathrm{hPa}$ (presión de referencia) y $R_d = 287.05 JKg^{-1}K^{-1}$ (constante del aire seco). La unidad de EES resulta Kg m^{-1} s^{-2}.

Para resumir y facilitar la interpretación de esta variable, siguiendo a *Saucedo (2016)* se plantea la integración horizontal, vertical y temporal de EES, mediante la expresión:

$$\mathrm{EEST} = \frac{\sum \mathrm{EES}}{\sum \rho} \qquad \text{(Ec. 2.25)}$$

Es decir que se suma la EES y se divide por la masa total del sistema, ya sea considerando toda la vertical (entre 1000 y 200 hPa) y el período completo, de manera de obtener un mapa de EEST; o considerando todo el dominio y el período completo, para obtener un perfil vertical; o mismo considerando toda la vertical y el dominio, para analizar la evolución temporal de EEST. La unidad del Error de Energía Seca Total resulta m^2s^{-2}.

Con el fin de complementar los resultados arrojados por las métricas de error de energía, se analiza el comportamiento de cada variable particular a partir del cálculo del **Error Cuadrático Medio** dado por:

$$mse_{k,t} = \frac{1}{N}\sum_{ij=1}^{N}(O_{ij} - M_{ij})^2 \qquad \text{(Ec. 2.26)}$$

donde M representa el modelo, O representa la observación (para la cual son utilizados los reanálisis ERA), y N es la cantidad total de puntos de retícula.

Siguiendo a *Hou y otros (2001)* y los trabajos previos allí citados, se calculan por otro lado los tres términos que componen el error cuadrático medio:

$$\mathrm{mse_{k,t}} = \mathrm{mnbias^2_{k,t}} + \mathrm{sdbias^2_{k,t}} + \mathrm{disp^2_{k,t}} \qquad \text{(Ec. 2.27)}$$

El mse se puede expresar como la suma de los cuadrados de: el **Bias de la Media**, el **Bias del Desvío Estándar** y el **Error de Dispersión** (o no-sistemático). Éstos se calculan para cada nivel vertical k y cada tiempo t mediante las siguientes expresiones:

$$mnbias_{k,t} = \frac{1}{N}\sum_{t_i=1}^{N}(O_{t_i} - M_{t_i}) \qquad \text{(Ec. 2.28)}$$

$$sdbias_{k,t} = sd_{k,t}(O) - sd_{k,t}(M) = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{ij=1}^{N}(O_{ij} - \bar{O})^2} - \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{ij=1}^{N}(M_{ij} - \bar{M})^2} \qquad \text{(Ec. 2.29)}$$

$$\mathrm{disp_{k,t}} = \sqrt{2(1\text{-}\mathrm{r_{k,t}}[\mathrm{O,M}])\mathrm{sd_{k,t}}(\mathrm{O})\mathrm{sd_{k,t}}(\mathrm{M})} \qquad \text{(Ec. 2.30)}$$

$$\mathrm{r_{k,t}}[\mathrm{O,M}] = \frac{\sum_{\mathrm{ij=1}}^{\mathrm{N}}(\mathrm{O_{ij}}\text{-}\bar{\mathrm{O}})(\mathrm{M_{ij}}\text{-}\bar{\mathrm{M}})}{\sqrt{\sum_{\mathrm{ij=1}}^{\mathrm{N}}(\mathrm{O_{ij}}\text{-}\bar{\mathrm{O}})^2}\sqrt{\sum_{\mathrm{ij=1}}^{\mathrm{N}}(\mathrm{M_{ij}}\text{-}\bar{\mathrm{M}})^2}} \qquad \text{(Ec. 2.31)}$$

El **Coeficiente de Correlación Lineal** dado por la Ec. 2.31, el cual es necesario para el cálculo de disp, también será utilizado para analizar el patrón de correlación entre los pronósticos y el ERA.

Con el objeto de evaluar el comportamiento del ensamble, se calculó la **Dispersión del análisis** del mismo para una variable x mediante la ecuación:

$$DSP = spread = \sqrt{\frac{1}{M}\sum_{m=1}^{M}(x_m - \bar{x})^2} \qquad \text{(Ec. 2.32)}$$

donde M es el número de miembros del ensamble (en este caso 40), $\mathrm{x_m}$ representa el estado del miembro m, y $\bar{\mathrm{x}}$ representa la media del ensamble. Este cálculo se realiza para cada punto de retícula en las 3 dimensiones y para cada hora de análisis, y se conoce como *spread* (por su expresión en inglés). Luego se hace un promedio areal horizontal, de manera de obtener un valor del *spread* para cada nivel vertical y para cada horario.

Se espera que la dispersión o *spread* de un sistema de ensamble sea lo suficientemente amplio, pero a la vez mantenga la convergencia, de modo de poder contener la verdad. Una medida utilizada para evaluar este comportamiento es la comparación entre la dispersión del ensamble y el error del análisis medio: idealmente, ambos deberían ser similares (*Hou y otros, 2001; Fortin y otros, 2014*).

Dado que la unidad del *spread* es la unidad de la variable en cuestión, es decir, para la temperatura la unidad es K y para el viento la unidad es $\mathrm{ms^{-1}}$, el estadístico de error que se utilice deberá tener la misma unidad. En este trabajo se usa la raíz cuadrada del error cuadrático medio (rmse), o sea se aplica la raíz cuadrada a la ecuación 2.26, donde $\mathrm{O_{ij}}$ corresponde al ERA y M_{ij} es el análisis medio, obteniendo también un valor para cada nivel vertical y para cada horario. De esta manera se puede realizar un gráfico de dispersión para una variable y nivel particulares, entre el *spread* y el rmse usando 242 puntos (del 1 de Noviembre 12 UTC al 31 de Diciembre 18 UTC, con cuatro horarios diarios).

Otra herramienta para valorar la utilidad de un sistema de ensamble es el cálculo de **Histogramas de Rangos**, también conocidos como diagramas de Talagrand (*Hamill, 2000; Hou y otros, 2001*). Esta técnica consiste en ordenar los valores de una variable determinada de cada miembro del ensamble en

forma ascendente, para un punto de retícula particular, de manera de definir intervalos, para luego ubicar a cuál de ellos pertenece el valor observado.

Por ejemplo, si se tiene un ensamble con 10 miembros, para construir un histograma para la variable u, se comienza en el punto (0,0) y se ordenan los datos tal como se muestra en la Figura 2.18. De esta forma quedan definidos 11 intervalos, de los cuales el primero y el último representan los valores que quedan fuera de la dispersión del ensamble, en este caso los valores menores a 2 ms^{-1} y los mayores a 3.7 ms^{-1}. Luego, dada la observación correspondiente a ese punto, se la ubica en el intervalo adecuado (en este ejemplo el intervalo 6). Este procedimiento se repite para todos los puntos de retícula del dominio, y se pueden incluir también distintos tiempos. Finalmente se suman las frecuencias obtenidas para cada intervalo, se las normaliza por la cantidad total de puntos, y así se grafican las frecuencias relativas en función del rango. Es importante tener presente que el número del rango no coincide con un miembro en particular: cuando se ordenan los valores no interesa a qué miembro pertenece cada uno.

En este trabajo se realizan histogramas de rangos para las componentes zonal y meridional del viento, la temperatura, la humedad específica y la altura geopotencial de algunos niveles, considerando el ERA como verdad.

2.5.3. Métodos de verificación utilizados para el caso de estudio.

Para el caso de estudio seleccionado se evaluó principalmente la evolución de la precipitación pronosticada por cada experimento. Para ello se utilizó la estimación de precipitación provista por el algoritmo 3B42-V7 del análisis de precipitación multi-satelital (TMPA por sus siglas en inglés) de la misión *Tropical Rainfall Measuring Mission* (TRMM) (*Huffman et al. 2007; Huffman and Bolvin 2013*), con resolución espacial de 0.25° y temporal de 3 horas. Dicha estimación provee una buena representación de la precipitación en nuestra región (*Salio y otros, 2014*) y además constituye una fuente de observación con una frecuencia espacial y temporal mayor a la correspondiente a la red de estaciones meteorológicas disponible.

Considerando los umbrales de precipitación comprendidos entre 0.5 y 20 mm $(3h)^{-1}$, se calcularon los estadísticos **Bias Score** (BIASS), **Equitable Threat Score** (ETS), **Probability of detection** (POD) y **False Alarm Rate** (FAR), durante las 12 horas de precipitación más intensa. Para un pronóstico perfecto se espera un valor de ETS y POD de 1, mientras que el valor esperado de FAR es 0. Si el valor del BIASS es mayor (menor) a 1, se puede determinar que el pronóstico sobrestima (subestima) los valores observados (*Hamill, 1999*, y trabajos citados). A pesar de que estos índices pueden estar afectados por

el bias propio del TMPA, éste es menor que el bias de los modelos, y por lo tanto el TMPA es una herramienta muy útil (*Salio y otros, 2014*).

A su vez, se determinó la **Función de Distribución de Probabilidad** (PDF, Probability Distribution Function) de precipitación acumulada para los experimentos, para considerar la contribución relativa de cada intervalo de precipitación al volumen total de precipitación (*Amitai y otros, 2011*). La PDF volumétrica se define como la suma del volumen de precipitación para un intervalo de 1-dBR dado ($\mathrm{dBR} = 10\log\{\frac{\mathrm{R}}{1\mathrm{mm(3h)}^{-1}}\}$, utilizando R en $mm(3h)^{-1}$) dividido por la suma total:

$$PDF(R_i) = \frac{\int_{R_i-0.5}^{R_i+0.5} RP(R)dR}{\int_0^{\infty} RP(R)dR} \qquad \text{(Ec. 2.23)}$$

donde R representa la cantidad de precipitación, $\mathrm{P(R)}$ la probabilidad de ocurrencia de la proporción de precipitación, y el subíndice i es el número de intervalo de bin de 1-dBR. Esta distribución fue calculada para cada experimento y para la estimación TMPA, considerando el período de 12 horas de precipitación más intensa en un área rectangular que será definida más adelante. Este tipo de medida representa una comparación global entre las distintas distribuciones de precipitación y por lo tanto, es un complemento a la evaluación dada por los estadísticos ETS, POD, FAR y BIASS.

3. Resultados.

En este Capítulo se realiza una evaluación integral de los experimentos de asimilación de datos planteados. Esta Sección se divide en dos grandes bloques. Primero, se realiza una verificación de la calidad de los análisis y pronósticos a corto plazo generados en cada experimento, durante el período comprendido entre el 1 de Noviembre y el 31 de Diciembre de 2012. También se evalúa cómo el sistema de asimilación logra impactar en la calidad de los análisis y en los pronósticos entre 3 y 48 horas, tanto en la media del ensamble como en el ensamble en su conjunto. Luego, se realiza una verificación más detallada e incluyendo otras variables para el caso seleccionado de precipitación intensa.

Se pone especial énfasis en identificar cómo impactan las características propias de cada experimento definido en la Sección 2.3 en el sistema de asimilación de datos. Se espera que la inclusión de perfiles termodinámicos estimados satelitalmente mejore el desempeño del sistema, es decir que E-AIRS muestre mejores resultados que la simulación de control (E-CONTROL). Asimismo, tanto la utilización de diversos esquemas físicos en el modelo (E-MULTI) como la perturbación de las condiciones de borde (E-BPERT) deberían aumentar la dispersión del ensamble y mejorar su representación. Finalmente, se espera que la combinación de estas 3 características (E-COMB) impacte positivamente en el sistema.

3.1. Verificación de la calidad de los análisis y pronósticos a corto plazo durante el período completo.

3.1.1. Evaluación de la media del ensamble utilizando radiosondeos.

El primer paso para avanzar con la verificación fue calcular el Bias y RMSD de los análisis y pronósticos a 6 horas de la media del ensamble de cada experimento respecto a las observaciones de radiosondeos, como se describió en la Sección 2.5. Las variables evaluadas son las componentes zonal (u) y meridional (v) del viento, la humedad específica (q) y la temperatura virtual (T_v). El número total de observaciones utilizadas para cada variable en cada nivel se resume en la Tabla 3.1, y su distribución espacial está plasmada en la Figura 2.17. Dado que estos radiosondeos fueron asimilados en todos los experimentos y en el GFS (cuyos resultados se incluyen), no son independientes de los análisis de las 12 UTC. Sin embargo, cuando son usados en la evaluación de los pronósticos a seis horas que fueron inicializados con los análisis de las 06 UTC, los radiosondeos son independientes.

Con el fin de simplificar la lectura de los resultados, los perfiles verticales de Bias y RMSD se presentan para los experimentos E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT y E-COMB por separado, y además se incluyen en todas las Figuras los perfiles correspondientes a E-CONTROL y GFS para una mejor comparación.

Tabla 3.1. Cantidad de observaciones de radiosondeos usadas para la verificación, discriminadas por variable y nivel vertical.

Nivel vertical (hPa)	u	v	q	T_v
250	1198	1198	-	-
300	1200	1200	870	1190
400	1203	1203	1043	1200
500	1203	1202	1082	1200
600	1066	1065	761	832
700	1199	1200	1153	1195
800	1054	1054	643	664
850	1200	1200	1185	1192
900	1056	1054	738	744
925	988	986	970	969
975	663	662	266	266

En la Figura 3.1 se muestran los resultados para los **análisis** de la componente zonal del viento. El experimento E-CONTROL muestra valores de RMSD entre 2 y 3.5 ms^{-1} según el nivel vertical, mientras que el GFS presenta valores entre 1.5 y 2.5 ms^{-1}. Es razonable que el GFS presente un menor error, por un lado debido a la mayor resolución horizontal (27 km) que éste posee comparado con 40 km para el WRF, y por otro lado debido a que es un modelo global robusto con más cantidad de observaciones asimiladas, en particular de radianzas. Respecto al Bias, los resultados son similares y bastante cercanos a cero, aunque en niveles bajos E-CONTROL presenta valores de 0.25 ms^{-1}, indicando una pequeña subestimación del modelo respecto a las observaciones (por Ec. 2.19).

A su vez, en la Figura 3.1 se pueden apreciar los resultados de u de cada experimento. Se puede observar que con E-MULTI se reduce levemente el RMSD respecto a E-CONTROL en todos los niveles, mientras que con E-AIRS, E-BPERT y E-COMB se aumenta el RMSD en casi toda la vertical para esta variable. Respecto al Bias, mientras que el comportamiento de E-MULTI es similar al de E-CONTROL, los tres experimentos restantes presentan valores mayores en módulo, pero dentro del intervalo -0.5 a 0.5 en general.

El comportamiento del RMSD de los análisis de la componente meridional del viento (Figura 3.2) es similar al de la componente zonal. El experimento con mejor desempeño es el que utiliza múltiples parametrizaciones (E-MULTI), a la vez que el GFS posee los valores menores de RMSD. Respecto al Bias, el GFS muestra valores negativos en casi toda la vertical, mientras que los experimentos muestran valores negativos en los niveles altos y positivos cerca de superficie. En general, se puede destacar una disminución del Bias con E-MULTI en niveles medios y bajos, y con E-COMB en niveles altos.

Los análisis de la humedad específica poseen un máximo de RMSD entre 900 y 800 hPa tanto en los experimentos (hasta 2.7 g Kg^{-1} en E-COMB) como en el GFS (1.6 g Kg^{-1}) (Figura 3.3). En niveles bajos tanto E-MULTI como E-AIRS poseen valores de RMSD levemente menores que E-CONTROL. Respecto al Bias, el GFS presenta valores negativos en toda la vertical, indicando una sobrestimación constante de la humedad específica. En cambio, el E-CONTROL muestra este comportamiento cerca de superficie (donde el módulo es menor que el del GFS) y hasta 850 hPa donde el Bias es cero, y en niveles más altos revierte el signo, indicando una subestimación. Respecto a los otros 4 experimentos, presentan valores positivos en toda la vertical menos E-MULTI en 900 hPa. Cabe destacar que en algunos niveles el módulo del Bias de E-AIRS y E-MULTI es menor que E-CONTROL.

En la Figura 3.4 se puede observar que la estructura de los perfiles verticales del RMSD de los análisis de la temperatura virtual del GFS y E-CONTROL es muy similar, y con valores muy cercanos, comprendidos entre 0.8 y 2 °C. Lo mismo sucede con E-MULTI, que además en algunos niveles presenta valores de RMSD menores que E-CONTROL. Sin embargo, las simulaciones E-AIRS, E-BPERT y E-COMB poseen valores de RMSD mayores que E-CONTROL en toda la vertical, menos en el nivel más cercano a superficie.

Respecto al Bias, en casi toda la vertical E-CONTROL muestra valores más cercanos a cero que GFS, y E-MULTI también se comporta de esta manera en algunos niveles. En 975 hPa E-AIRS, E-BPERT y E-COMB muestran Bias más cercanos a cero que E-CONTROL, y lo mismo sucede en 300 hPa para los primeros dos experimentos mencionados. No obstante, en el resto de la troposfera los Bias de E-AIRS, E-BPERT y E-COMB son elevados y similares entre sí, mostrando un máximo en 850 hPa y otro más importante en 500 hPa. Se verificó que este resultado no fuera debido a un radiosondeo particular: de hecho varias

de las 23 estaciones utilizadas registran valores altos de Bias. Sin embargo este inconveniente en la representación de la temperatura y humedad se observa sólo en los análisis, y no así en los pronósticos a 6 horas, como se verá en la Figura 3.8. Sería necesario disponer de más radiosondeos en la región para verificar si este comportamiento se mantiene y entender las posibles razones.

La evaluación de los **pronósticos a 6 horas**, inicializados a las 06 UTC que verifican a las 12 UTC, se muestra en las Figuras 3.5, 3.6, 3.7 y 3.8. El comportamiento de los errores del pronóstico de las componentes del viento es diferente al hallado para los análisis, en este caso los experimentos no difieren tanto respecto al E-CONTROL. Para u, E-MULTI y E-AIRS presentan RMSD similares a E-CONTROL por debajo de 700 hPa, mientras que en los niveles superiores el RMSD es menor; E-BPERT y E-COMB poseen valores ligeramente superiores en toda la vertical (Figura 3.5). Para v, E-MULTI y E-AIRS muestran valores de RMSD menores o iguales que E-CONTROL en todo el espesor de la atmósfera, E-BPERT sólo por debajo de 800 hPa y E-COMB por debajo de los 400 hPa (Figura 3.6). Sin embargo, cabe destacar que los RMSD de los pronósticos se encuentran entre 2 y 5 ms^{-1} mientras que los correspondientes a los análisis se encuentran entre 1 y 4 ms^{-1}.

Respecto al Bias, la componente zonal de E-CONTROL muestra valores muy similares o menores a GFS, a excepción de 900 y 925 hPa. El Bias de E-MULTI es prácticamente igual al de E-CONTROL, pero el de E-AIRS y E-BPERT depende del nivel vertical considerado. El módulo del Bias de E-COMB supera al de E-CONTROL en toda la vertical (Figura 3.5). Los valores son del mismo orden que los hallados para los análisis. Para la componente meridional del viento, todos los experimentos muestran una disminución del módulo del Bias respecto a E-CONTROL en distintos niveles verticales, e incluso respecto al GFS (Figura 3.6).

El perfil de RMSD del pronóstico de humedad específica presenta un máximo entre 800 hPa y 900 hPa aproximadamente, que es menor para el GFS pero el E-MULTI muestra valores muy cercanos. Para esta variable, todos los experimentos poseen errores similares o menores que el E-CONTROL, a diferencia del comportamiento hallado para los análisis (Figura 3.7). Además, el perfil de Bias de E-CONTROL es más cercano a cero que el de GFS en toda la vertical, y en particular en niveles bajos todos los experimentos reducen el Bias aún más.

En la Figura 3.8 se observa que los valores de RMSD de la temperatura virtual de todos los experimentos son similares, y en algunos niveles E-AIRS y E-MULTI muestran un mejor desempeño que E-CONTROL, aunque no superan el del GFS. Respecto al Bias, en casi toda la vertical el módulo de E-CONTROL es menor que el de GFS, y el valor es mejorado por E-MULTI, E-AIRS y E-COMB sólo cerca de superficie. Para esta variable, los resultados son más satisfactorios para el pronóstico a 6 horas que para el análisis.

Por un lado, respecto a la reducción del Bias de E-MULTI en comparación a E-CONTROL que se observó en general, se destaca que otros autores también encontraron una disminución de Bias utilizando multi esquemas en lugar de una única configuración de parametrizaciones (*Meng y Zhang, 2007; Saucedo y otros, 2014*). Asimismo, algunos resultados que muestran las ventajas de un sistema con múltiples parametrizaciones físicas en nuestra región se encuentran documentados en *Dillon y otros (2016)*. Por otro lado, el mejor desempeño de E-AIRS en el pronóstico a 6 horas en muchos de los niveles coincide con los resultados hallados previamente, en los cuales la inclusión de los perfiles verticales de temperatura y humedad de los AIRS en un sistema de asimilación redundaron en mejores pronósticos (*Reale y otros, 2008; Miyoshi y Kunii, 2012*). Por último, se quiere mencionar que la magnitud de los errores mostrados en esta sección es similar a la hallada por *Miyoshi y Kunii (2011)* en sus experimentos de asimilación de datos utilizando observaciones reales, sobre el Pacífico Oeste.

A modo de resumen, considerando los errores calculados en función de los datos de radiosondeos se pueden señalar los siguientes puntos:

1) El RMSD del análisis y pronóstico a 6 horas del GFS es menor que el de todos los experimentos para las cuatro variables estudiadas, probablemente debido a la inclusión de radianzas en el sistema de asimilación de dicho modelo y a la mayor resolución del GFS comparada con la del modelo WRF que se utiliza.
2) El comportamiento del Bias depende de la variable y el nivel vertical. Para las componentes del viento en general los valores correspondientes al GFS son más cercanos a cero que los correspondientes a los experimentos; mientras que para la humedad específica y la temperatura virtual sucede lo contrario.
3) El desempeño de los análisis y pronósticos realizados a partir del WRF-LETKF varía en cada experimento, y a su vez depende del nivel vertical considerado. En particular se hallan pequeñas mejoras respecto de E-CONTROL con la simulación que utiliza múltiples parametrizaciones físicas (E-MULTI) y con el experimento que incluye los perfiles verticales de AIRS (E-AIRS). Mientras que con la simulación de bordes perturbados (E-BPERT) y la que combina los distintos esquemas, la perturbación de bordes y la asimilación de perfiles termodinámicos estimados satelitalmente (E-COMB), los resultados son similares o de menor calidad.

3.1.2. Evaluación de la media del ensamble utilizando los reanálisis globales provistos por ECMWF.

El uso de los reanálisis ERA (que es un reanálisis con metodología avanzada, como 4D-Var) como si fuera el estado verdadero de la atmósfera permite realizar cálculos de errores en todo el dominio, y de esta manera obtener una evaluación más integradora, aunque ERA contiene en realidad errores que son entonces atribuidos a los experimentos con WRF-LETKF o al GFS. Previamente, las simulaciones fueron interpoladas linealmente a la retícula de 0.5° del ERA, con el fin de homogeneizar los conjuntos de datos. En esta Sección el dominio analizado es el comprendido entre 15°S y 50°S, 80°W y 40°W, de manera de alejarse de los bordes, cerca de los cuales se pueden generar inestabilidades espúreas. Cabe destacar que las variables son enmascaradas cuando la presión del nivel considerado es mayor a la presión de superficie, en cada tiempo en particular.

Dado que los reanálisis tienen una frecuencia de 6 horas, se pueden utilizar para la verificación de las 00, 06, 12 y 18 UTC. Como primera instancia se calculan los estadísticos correspondientes a los pronósticos a 6 horas inicializados con la media del ensamble, durante todo el período. Como segunda instancia se calculan las medidas de error correspondientes a los pronósticos a 12, 24, 36 y 48 horas inicializados con la media del ensamble de los análisis de las 12 UTC, durante todo el período. Resulta de interés realizar la evaluación de los distintos plazos de pronóstico para estudiar el impacto de la asimilación a medida que el sistema evoluciona y se aleja del análisis.

3.1.2.1. Pronósticos a 6 horas.

En esta Sección se muestran el Bias, la raíz del promedio de la diferencia de energía (DTE), el error de energía seca total (EEST), el error cuadrático medio (mse) y sus términos, y la correlación lineal, considerando los cuatro horarios indistintamente para los cálculos. Es decir, las métricas de error representan el desempeño del pronóstico a 6 horas como un conjunto, teniendo en cuenta la verificación a las 00, 06, 12 y 18 UTC para todos los días, en un mismo resultado. Se incluyen también algunos cálculos del GFS, con el fin de contrastar el desempeño de los experimentos WRF-LETKF con el de un modelo global robusto.

<u>Bias.</u>

El Bias del pronóstico de la altura geopotencial de 250 hPa es negativo para todos los experimentos (Figura 3.9), implicando una sobrestimación de las simulaciones en todo el dominio (recordar que el cálculo planteado es *la observación* menos *el pronóstico* (Ec. 2.19)). De manera opuesta, el Bias del pronóstico del GFS es positivo en casi todo el dominio excepto en la zona sur, y además es un orden de

magnitud menor. Un rasgo característico de esta variable en los niveles de 200, 250 y 300 hPa es que el experimento que combina las distintas parametrizaciones, la perturbación de bordes y la asimilación de perfiles termodinámicos estimados satelitalmente (E-COMB) posee los menores valores de Bias (en módulo), comparando entre las 5 simulaciones, como se puede ver a modo de ejemplo para el caso de 250 hPa.

El comportamiento del Bias de la altura geopotencial de 500 hPa es similar en términos de estructura: el mayor error (en módulo) se encuentra en la región sur-sudeste (Figura 3.10). Sin embargo, para los niveles de 400, 500 y 600 hPa el experimento que alcanza las menores diferencias respecto del ERA es el que incluye los datos de AIRS (E-AIRS).

En los niveles más bajos, en 700, 800 y 850 hPa los valores más pequeños (en módulo) corresponden a E-CONTROL. Respecto al GFS los Bias negativos ya no se restringen al sector sur como en los niveles superiores, sino que también se encuentran sobre el continente, como se puede ver en la Figura 3.11 para 850 hPa.

Respecto al Bias del pronóstico de temperatura, entre 800 y 200 hPa el módulo es menor que 2 K en todo el dominio para todos los experimentos y para el GFS, aunque las regiones de sobre y subestimación van variando según el nivel considerado. Por ejemplo, en 250 hPa E-CONTROL, E-MULTI y E-BPERT muestran valores positivos en la región noreste del dominio por encima de los 30°S, mientras que E-AIRS y E-COMB muestran la región de subestimación de temperatura extendida también hacia el oeste y por debajo de los 30°S (Figura 3.12). El GFS en este nivel muestra una sobrestimación en la mayor parte del dominio. En 500 hPa la estructura del Bias de E-CONTROL, E-BPERT y GFS es similar, con regiones tanto de valores positivos como negativos; mientras que el Bias de E-MULTI, E-AIRS y E-COMB es predominantemente positivo (Figura 3.13).

En los niveles más bajos, entre 975 y 850 hPa, se encuentran algunos valores de Bias con módulo mayor a 2 K (pero menor a 3 K) en regiones reducidas. El patrón en 850 hPa es similar en todos los experimentos y en el GFS, aunque en E-COMB predomina la subestimación de la temperatura (Figura 3.14). En particular, la zona cercana a la cordillera alrededor de 27°S es la que presenta la mayor sobrestimación. En tanto en 975 hPa el rasgo que comparten los seis modelos es una región de Bias positivo en la provincia de Formosa y sus alrededores (Figura 3.15), lo que implica que los modelos pronostican una temperatura menor que la simulada por el ERA.

Dado que el pronóstico de humedad específica es más relevante en niveles bajos, se evalúa su Bias por debajo del nivel de 700 hPa (Figuras 3.16 a 3.18). No se incluyen los resultados del GFS ya que no se disponía de dicha variable en el conjunto de datos adquirido. En 700 hPa la característica que

comparten los cinco experimentos es una región de subestimación de las simulaciones respecto del ERA en el sector centro y norte de Argentina, al este de la cordillera, con diferencias que superan los 2 g Kg^{-1}. En particular, E-COMB muestra valores positivos en casi todo el dominio, mientras que los otros experimentos presentan valores negativos en la porción sur. En la Figura 3.17 se observa que el comportamiento del Bias en 850 hPa es bastante similar, mientras que en 975 hPa se aprecia un predominio de sobrestimación de humedad específica sobre los océanos y algunas áreas sobre el continente (Figura 3.18).

A la hora de analizar el Bias de las componentes del viento, por la Ec. 2.19 hay que considerar la siguiente interpretación:

- Si $Bias_u > 0 \rightarrow u_{ERA} > u_{prono}$, lo que significa que la componente zonal del ERA es más del oeste que la componente zonal pronosticada. Las posibilidades para que se cumpla esto son:

i) u_{ERA} del oeste; u_{prono} del oeste más débil.
ii) u_{ERA} del oeste; u_{prono} del este con módulo más pequeño.
iii) u_{ERA} del este; u_{prono} del este más intenso.

- Si $Bias_u < 0 \rightarrow u_{ERA} < u_{prono}$, lo que significa que la componente zonal del ERA es más del este que la componente zonal pronosticada. Las posibilidades para que se cumpla esto son:

i) u_{ERA} del este; u_{prono} del este más débil.
ii) u_{ERA} del este; u_{prono} del oeste con módulo más pequeño.
iii) u_{ERA} del oeste; u_{prono} del oeste más intenso.

- Si $Bias_v > 0 \rightarrow v_{ERA} > v_{prono}$, lo que significa que la componente meridional del ERA es más del sur que la componente meridional pronosticada. Las posibilidades para que se cumpla esto son:

i) v_{ERA} del sur; v_{prono} del sur más débil.
ii) v_{ERA} del sur; v_{prono} del norte con módulo más pequeño.
iii) v_{ERA} del norte; v_{prono} del norte más intenso.

- Si $Bias_v < 0 \rightarrow v_{ERA} < v_{prono}$, lo que significa que la componente meridional del ERA es más del norte que la componente meridional pronosticada. Las posibilidades para que se cumpla esto son:

i) v_{ERA} del norte; v_{prono} del norte más débil.
ii) v_{ERA} del norte; v_{prono} del sur con módulo más pequeño.
iii) v_{ERA} del sur; v_{prono} del sur más intenso.

Teniendo en cuenta estas ideas, en el análisis de las próximas Figuras no se hace referencia a sobre o subestimaciones, sino a valores negativos o positivos del Bias.

Dado que en latitudes medias en niveles altos es de interés la posición de la corriente en chorro de capas altas, se muestra el Bias de la componente zonal tanto en 200 hPa como en 250 hPa (Figuras 3.19 y 3.20). Todos los experimentos menos E-COMB coinciden en Bias positivos, con máximos entre 3 y 4 ms^{-1}, en la franja comprendida entre 20°S y 35°S en 200 hPa, es decir que u_{ERA} es más del oeste que los pronósticos en este nivel. En estas latitudes el comportamiento de E-COMB difiere a cada lado de la cordillera: al oeste presenta valores positivos de Bias mientras que al este es mayormente negativo. Respecto a los valores, su módulo es menor que los otros cuatro experimentos. El GFS por su parte posee un Bias predominantemente positivo, con un máximo menor que 2 ms^{-1} orientado NW-SE entre 25°S - 80°W y 40°S - 50°W aproximadamente.

En 250 hPa el comportamiento cambia bastante: los 5 experimentos muestran un máximo positivo en el sector NW del dominio (siendo el E-CONTROL el que alcanza los valores más altos), y un máximo negativo al este de la cordillera centrado en 33°S y extendido zonalmente (siendo el E-COMB el que muestra mayores diferencias). En cambio, el patrón del GFS en este nivel es más errático.

A partir de lo discutido en los párrafos anteriores, se puede estimar que todos los experimentos tienden a ubicar la corriente en chorro en capas altas un poco desfasada respecto al ERA, no solo en latitud sino también en altitud: más al sur y más cercano a 250 hPa que a 200 hPa.

En 600 hPa las mayores diferencias se encuentran sobre la cordillera, ya que es un nivel muy cercano al tope de las montañas, de hecho en la zona norte hay sectores enmascarados, indicando que la presión de superficie todavía es menor que 600 hPa (Figura 3.21). El patrón de los 5 experimentos es muy parecido: valores positivos al norte y valores negativos al sur, o sea u_{ERA} más del oeste respecto a los pronósticos en la región norte y más del este en la región sur. En particular se observan los valores más grandes en la franja entre 30°S y 35°S que es donde los Andes alcanzan la mayor altura, lo que sugiere que probablemente la representación de los modelos de la topografía tiene deficiencias.

En 850 hPa todos los pronósticos, con excepción del GFS, muestran un Bias negativo en el sector cordillerano más austral (Figura 3.22). Dado que en estas latitudes climatológicamente predominan los oestes, se puede estimar que la componente zonal pronosticada sería más intensa que la del ERA, considerando ambas del oeste. En el resto del dominio se destacan dos máximos tanto en los experimentos como en el GFS: uno positivo en el SE de Brasil y uno negativo en la costa de Perú.

Respecto a la componente meridional del viento, en 250 hPa el Bias presenta un patrón dipolar muy marcado en la franja entre 25°S y 30°S con un máximo positivo al oeste y uno negativo al este, en los cinco experimentos (Figura 3.23). Esto implica que v_{ERA} es más del sur que v_{prono} al oeste del dominio, y más del norte al este del mismo. El GFS en cambio muestra valores negativos sobre casi todo el continente y el Atlántico Sur. Este comportamiento es muy similar en 300 y 400 hPa (no mostrado). En la Figura 3.24 se puede observar que en 500 hPa los valores positivos de Bias se extienden en la mayor parte del continente, con máximos en el NW para todas las simulaciones.

En esta región de estudio es muy importante la correcta ubicación de la corriente en chorro de capas bajas del norte, debido a que es la principal vía de transporte de humedad desde el Amazonas (*Vera y otros, 2006*). Las características del flujo pronosticado por un modelo van a influir en las zonas donde se puede generar convergencia de humedad, influyendo a su vez en los procesos involucrados con la precipitación. Por estas razones, en las Figuras 3.25 a 3.27 se presentan los Bias de la componente meridional del viento en 700, 850 y 975 hPa. En estos niveles el denominador común entre todas las simulaciones es un máximo negativo en la franja entre 20°S y 30°S aproximadamente, al este de la topografía, que coincide con la zona climatológica de la corriente en chorro en capas bajas. Este máximo, que alcanza valores de hasta -3 ms^{-1} en 700 hPa, implica que v_{ERA} es más del norte que v_{prono}, es decir que probablemente los pronósticos estén simulando un viento del norte más débil en esta zona. Este resultado concuerda con lo hallado para la humedad específica, la cual muestra una subestimación por parte de los pronósticos, sobre todo en los niveles de 700 y 850 hPa (Figuras 3.16 y 3.17), que podría ser causada por un flujo del norte deficiente. A su vez, el máximo de Bias de temperatura en 975 hPa (Figura 3.15) podría deberse al pronóstico de viento norte más débil en dicho nivel, el cual implica una advección de temperaturas tropicales menor.

En síntesis, considerando el Bias de los pronósticos a 6 horas de la media del ensamble calculado en función del ERA, se pueden destacar los siguientes puntos:

1) El Bias de la altura geopotencial es negativo en todo el dominio para todos los experimentos. En niveles altos el mejor desempeño está dado por la simulación que combina la asimilación de datos AIRS, el uso de múltiples parametrizaciones y la perturbación de los bordes: E-COMB; mientras que en niveles medios está dado por E-AIRS y en niveles bajos por E-CONTROL.
2) El signo del Bias de la temperatura varía en cada región según el nivel y dependiendo del experimento, con lo cual se dificulta alcanzar una conclusión general. Los valores no superan los 3 K en módulo.
3) Por debajo de 700 hPa todos los experimentos coinciden en una zona de subestimación de humedad específica en el centro y norte de Argentina.
4) El Bias de la componente zonal del viento indica que todos los experimentos tienden a ubicar la corriente en chorro en capas altas desfasada respecto al ERA, no sólo en latitud sino también en altitud: probablemente más al sur y en un nivel más bajo. En niveles medios y bajos varían los sectores con valores positivos y negativos, pero en general los experimentos coinciden entre sí.
5) A partir del Bias de v en niveles bajos se puede estimar que probablemente los pronósticos estén simulando un viento del norte más débil al este de los Andes entre 20°S y 30°S, lo cual concuerda con la subestimación de humedad encontrada en esa zona.
6) Los valores del Bias del GFS son del mismo orden o a veces menores (en módulo) que los hallados para WRF-LETKF. Su estructura es tanto similar o diferente dependiendo de la variable y el nivel.

<u>Errores de energía.</u>

La raíz del promedio de la diferencia de energía (RM_DTE) se calculó considerando: i) toda la vertical (entre 1000 y 200 hPa) y el período completo; ii) todo el dominio y el período completo, diferenciando por horarios; iii) toda la vertical y el dominio, diferenciando por horarios; de manera de obtener un mapa, un perfil vertical y una evolución temporal del RM_DTE, respectivamente. Los resultados obtenidos para los cinco experimentos y el GFS se muestran en las Figuras 3.28 a 3.30.

La distribución areal del RM_DTE es muy parecida entre E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS y E-COMB, con un máximo en la provincia de Mendoza y un máximo sobre Buenos Aires (los dos primeros experimentos mencionados) que alcanzan los 5 ms^{-1}. Por su parte, el experimento en el que se incluyeron perturbaciones en los bordes (E-BPERT) posee los mayores valores de error en gran parte del dominio. Más aún, observando la evolución temporal y el perfil vertical de RM_DTE, es evidente que E-BPERT alcanza los valores más altos (llegando en algún caso a 7 ms^{-1}). Mientras que para esta métrica el mejor desempeño lo muestra el experimento en el que se asimilan los perfiles verticales de los AIRS (E-AIRS).

En los perfiles verticales se puede observar que a pesar de que en todos los horarios la configuración de RM_DTE es similar, a las 00 UTC todos los experimentos presentan los valores más grandes y a las 18 UTC los valores más pequeños (Figura 3.29). Es decir que el pronóstico inicializado a las 18 UTC es de menor calidad que el inicializado a las 12 UTC, lo cual puede ser atribuible a la diferencia en la cantidad de observaciones asimiladas en cada ciclo (Figuras 2.8 y 2.11) y al calentamiento radiativo presente en las horas de la tarde, que puede desencadenar procesos convectivos más complejos de pronosticar. A su vez, en la evolución temporal de RM_DTE se observa la diferencia entre los valores medios de cada horario, pero las fluctuaciones a lo largo de los días y el mejor desempeño de E-AIRS son características comunes a todos (sólo se muestra el resultado para 00 UTC en la Figura 3.28).

Respecto al GFS, su distribución areal también muestra un máximo sobre Mendoza que alcanza los 4 ms^{-1} (Figura 3.30). El perfil vertical del RM_DTE tiene una estructura similar a la de los experimentos llevados a cabo en esta tesis, con un máximo en niveles bajos que es entre 1 y 2 ms^{-1} menor, según el horario. Sin embargo, en niveles altos la configuración de todas las horas del GFS es más parecida a la de las 18 UTC de los experimentos. La evolución temporal de RM_DTE a las 00 UTC muestra fluctuaciones alrededor de 3 ms^{-1}, en lugar de alrededor de 4 ms^{-1} como lo hace para los experimentos. Este comportamiento es semejante para los otros horarios (no mostrado).

Estos valores son del orden de los hallados por *Meng y Zhang (2007)* en sus experimentos utilizando el sistema EnKF para un caso de estudio de una tormenta intensa de nieve en Estados Unidos. Para los pronósticos a 12 horas obtuvieron RM_DTE de hasta 2 ms^{-1} en su simulación control de modelo perfecto y de hasta 3 ms^{-1} en sus simulaciones multi esquema con un modelo imperfecto.

La distribución areal del Error de Energía Seca Total (EEST) de los cinco experimentos es similar a la de RM_DTE: los mayores valores se encuentran al este de la cordillera en una franja que se extiende hacia el SE (Figura 3.31). Sin embargo, una diferencia es que el EEST también muestra sectores de máximos valores sobre las montañas, probablemente debido a la inclusión de la presión de superficie y la densidad en su cálculo, que son variables muy relacionadas con la topografía. Observando también la

evolución temporal a las 00 UTC y los perfiles verticales en los 4 horarios (Figura 3.32) es claro que E-AIRS posee los valores más pequeños de EEST respecto a los otros experimentos. Al igual que lo hallado mediante RM_DTE, los mayores errores se dan a las 00 UTC y los menores a las 18 UTC.

El comportamiento de la evolución temporal del EEST del GFS es similar al de los experimentos, mostrando valores menores a los de éstos, pero en particular cercanos a los de E-AIRS (Figura 3.33). En tanto que los perfiles verticales de EEST poseen la misma estructura y valores del mismo orden en niveles bajos, sobre todo a las 18 UTC, mientras que en niveles altos las simulaciones poseen EEST mayores que los del GFS. Respecto a la distribución areal, si bien en casi todo el dominio los valores del GFS son menores que 15 ms^{-1}, este modelo muestra áreas más extendidas de EEST elevados sobre las montañas.

Los resultados de EEST hallados por *Saucedo (2016)* en sus experimentos ideales son de un orden de magnitud menor que los hallados en este trabajo, en su caso de modelo y bordes perfectos (ver su Figura 3.5). Sin embargo, en su simulación de modelo y bordes imperfectos se observa que el EEST alcanza valores de 10 m^2s^{-2} (ver su Figura 3.25). Considerando que dichos experimentos son de carácter teórico, es decir que se usaron observaciones sintéticas, y que su período de estudio es invernal, con lo cual la dinámica del sistema difiere con la correspondiente al verano, los resultados de EEST obtenidos en los experimentos numéricos de esta tesis son del orden de lo esperable.

A modo de resumen, respecto a los errores de energía de los pronósticos a 6 horas de la media del ensamble, calculados en función del ERA, se puede resaltar lo siguiente:

1) El experimento en donde se asimilaron perfiles termodinámicos estimados satelitalmente (E-AIRS) alcanza los menores valores de la raíz del promedio de la diferencia de energía (RM_DTE), mientras que la simulación con bordes perturbados (E-BPERT) muestra los valores más elevados.
2) El desempeño de E-AIRS también es el mejor en términos del error de energía seca total (EEST), y el de E-BPERT el peor.
3) La distribución areal de RM_DTE y EEST es similar, mostrando un máximo al este de la cordillera que se extiende hacia el SE.
4) Los valores de RM_DTE y EEST son mayores a las 00 UTC y menores a las 18 UTC, para todos los experimentos.

5) La estructura espacial y vertical de ambas medidas de error del GFS es semejante a la de todos los WRF-LETKF, pero con valores menores, probablemente debido a la inclusión de radianzas en el sistema de asimilación global y su retícula de mayor resolución.

Error cuadrático medio.

Como se describió en la Sección 2.5, se calculó el error cuadrático medio (mse) utilizando la Ecuación 2.24 para cada tiempo y nivel vertical para ambas componentes del viento, la altura geopotencial, la temperatura y la humedad específica. Asimismo, se calcularon para estas variables los tres términos en los que se puede descomponer dicho error: el bias de la media (mnbias), el bias del desvío estándar (sdbias) y el error de dispersión (disp), siguiendo las ecuaciones 2.26 a 2.28. Dado que la evolución temporal de estas métricas no presentó variaciones muy importantes, se decidió calcular el promedio considerando el período completo de manera de obtener un perfil vertical representativo de cada una. Es decir que se condensan los resultados en medias temporales, teniendo presente que igualmente existen algunas fluctuaciones, probablemente debido al pasaje de sistemas sinópticos.

En la Figura 3.34 se observa que por debajo de 500 hPa tanto E-CONTROL como E-MULTI y E-AIRS presentan el menor valor de mse de la altura geopotencial, mientras que en los niveles más altos los experimentos con mejor desempeño son E-COMB y E-AIRS. El bias de la media es el término que estaría aportando mayormente al error de todos los experimentos: su perfil vertical posee el mismo patrón y valores similares, sobre todo en niveles medios y altos, mientras que los errores no sistemáticos son los más importantes cerca de superficie. El hecho de que los errores sistemáticos resultan muy relevantes en esta variable puede deberse a que la altura geopotencial es un producto derivado, en el cual está involucrada la presión de superficie, variable que es muy sensible a la representación de la topografía.

Respecto a la temperatura, todos los experimentos muestran un máximo de mse en niveles bajos de entre 3 y 4 K^2, siendo E-AIRS el que menor error posee en toda la vertical (Figura 3.35). Para esta variable el término que más aporta es el de la dispersión del error, alcanzando en los niveles cercanos a superficie un orden de magnitud mayor. Esta imprecisión puede estar relacionada con la máscara utilizada, que implica una gran disminución en la cantidad de puntos incluidos en los cálculos entre 900 y 1000 hPa.

El error cuadrático medio más intenso de la humedad específica se encuentra alrededor de los 800 hPa, siendo E-BPERT el que alcanza los 3.5 g^2 Kg^{-2}, presentando un desempeño peor que el resto de los

experimentos (Figura 3.36). En este caso también la dispersión del error es el término que más estaría contribuyendo.

Respecto a las componentes del viento, el mse tanto de u como de v tiene un patrón con un pequeño máximo en niveles bajos, y otro más pronunciado en niveles altos (Figuras 3.37 y 3.38). El experimento con mejor desempeño es el E-AIRS nuevamente, con valores menores a 15 $m^2 s^{-2}$ en toda la vertical. El término con más peso también es el del error no sistemático.

Hou y otros (2001) muestran los 3 términos que componen el error cuadrático medio para la altura geopotencial en 500 hPa (HGT500) y la temperatura de 850 hPa (T850), para distintos sistemas de ensambles considerando 8 casos de estudio. Para los pronósticos a 12 horas de HGT500 los autores encuentran valores de $mnbias^2$ entre 36 y 196 m^2, los cuales son menores a los hallados en este trabajo (entre 400 y 700 m^2 aproximadamente). Respecto al $sdbias^2$ de la misma variable, ellos muestran valores entre 4 y 16 m^2, también menores a los hallados en la Figura 3.34: entre 10 y 80 m^2 aproximadamente. El cuadrado del error de dispersión muestra valores entre 100 y 300 m^2 en ambos trabajos.

Para la variable T850 el orden de $mnbias^2$ hallado por los autores en los pronósticos a 12 horas es el mismo que el mostrado en la Figura 3.35 (menor a 0.5 K^2). Los valores de $sdbias^2$ también coinciden (menores a 0.25 K^2), en tanto que el error de dispersión hallado por *Hou y otros (2001)* es de 2.5 K^2 y el de este trabajo es de 7 K^2 aproximadamente. Se puede considerar, entonces, que los resultados se encuentran dentro de lo esperado.

Concluyendo, el estudio del error cuadrático medio de los pronósticos a 6 horas de la media del ensamble calculados en función del ERA y sus términos, indica lo siguiente:

1) El experimento que incluye los perfiles termodinámicos estimados satelitalmente (E-AIRS) muestra el mejor desempeño en todo el perfil para ambas componentes del viento, la temperatura y la humedad específica. En todos estos casos el término que más aporta al error es el de la dispersión, es decir el que representa los errores no sistemáticos.
2) El menor valor de mse de la altura geopotencial varía según el nivel entre todos los experimentos, a excepción de la simulación con bordes perturbados (E-BPERT) que en ningún caso muestra el mejor desempeño. El término que más aporta en niveles medios y altos es el mnbias (que implica un error sistemático), mientras que cerca de superficie los errores no sistemáticos resultan más importantes.

Correlación lineal.

Se calculó la correlación lineal entre los pronósticos de cada experimento y el ERA, para cada tiempo y nivel vertical, para la altura geopotencial, las componentes zonal y meridional del viento, la temperatura y la humedad específica. De manera análoga a lo realizado con el mse, se sintetizan los resultados mediante un promedio temporal que incluye todo el período de estudio. En este caso se muestran los valores obtenidos por medio de tablas, en donde los valores en negrita indican la mayor correlación para un nivel vertical particular (Tablas 3.2 a 3.6).

Tabla 3.2. Correlación lineal entre los pronósticos de cada experimento y el ERA, para la componente zonal del viento, en cada nivel vertical, considerando el período completo. En negrita se indican los experimentos con el valor más grande para un nivel en particular.

U	E-CONTROL	E-MULTI	E-AIRS	E-BPERT	E-COMB
200 hPa	0.96	0.96	**0.97**	0.95	0.96
250 hPa	**0.96**	**0.96**	**0.96**	0.94	0.95
300 hPa	**0.96**	**0.96**	**0.96**	0.93	0.95
400 hPa	0.95	0.95	**0.96**	0.93	0.95
500 hPa	0.94	0.94	**0.95**	0.92	0.94
600 hPa	0.92	0.92	**0.93**	0.9	0.92
700 hPa	0.89	0.89	**0.9**	0.87	0.89
800 hPa	0.88	0.88	**0.89**	0.86	0.88
850 hPa	0.88	0.88	**0.89**	0.86	0.88
925 hPa	0.86	0.85	**0.87**	0.84	0.86
975 hPa	0.82	0.82	**0.84**	0.8	0.82
1000 hPa	0.66	0.65	0.66	0.64	**0.67**

En general, para todas las variables se hallaron valores mayores a 0.8 en toda la vertical, menos en 975 y 1000 hPa donde la correlación es más baja. Cabe destacar que en estos niveles cercanos a superficie la cantidad de puntos de retícula utilizados es aproximadamente la mitad respecto a niveles superiores, debido a la máscara usada (que considera que si la presión del nivel correspondiente es

mayor a la presión de superficie, entonces se descarta el punto). Además, a partir de un análisis espacial de la correlación lineal se observó que los valores son más pequeños sobre el continente que sobre el océano en los niveles bajos, evidenciando la influencia de la representación de la topografía en el cálculo de las variables superficiales (no mostrado).

En muchos casos más de un experimento coincide en el valor medio de r, o la diferencia entre ellos es pequeña (Tablas 3.2 a 3.6). Sin embargo, el que mejor desempeño muestra es E-AIRS en todas las variables, ya que posee los valores más elevados de correlación lineal en el 90 % de los casos.

Tabla 3.3. Correlación lineal entre los pronósticos de cada experimento y el ERA, para la componente meridional del viento, en cada nivel vertical, considerando el período completo. En negrita se indican los experimentos con el valor más grande para un nivel en particular.

V	E-CONTROL	E-MULTI	E-AIRS	E-BPERT	E-COMB
200 hPa	**0.94**	**0.94**	**0.94**	0.91	0.93
250 hPa	0.93	0.94	**0.95**	0.9	0.93
300 hPa	0.93	0.93	**0.94**	0.89	0.92
400 hPa	0.91	0.91	**0.92**	0.86	0.9
500 hPa	0.88	0.88	**0.89**	0.83	0.87
600 hPa	0.84	0.84	**0.87**	0.8	0.84
700 hPa	0.81	0.81	**0.84**	0.77	0.8
800 hPa	0.82	0.81	**0.84**	0.78	0.81
850 hPa	0.83	0.83	**0.85**	0.8	0.82
925 hPa	0.84	0.83	**0.85**	0.8	0.83
975 hPa	0.83	0.82	**0.84**	0.79	0.82
1000 hPa	0.73	0.73	**0.74**	0.71	**0.74**

Tabla 3.4. Correlación lineal entre los pronósticos de cada experimento y el ERA, para la temperatura, en cada nivel vertical, considerando el período completo. En negrita se indican los experimentos con el valor más grande para un nivel en particular.

T	E-CONTROL	E-MULTI	E-AIRS	E-BPERT	E-COMB
200 hPa	0.9	0.9	**0.91**	0.84	0.88
250 hPa	**0.97**	**0.97**	**0.97**	0.96	**0.97**
300 hPa	**0.98**	**0.98**	**0.98**	**0.98**	**0.98**
400 hPa	**0.99**	**0.99**	**0.99**	0.98	**0.99**
500 hPa	**0.99**	**0.99**	**0.99**	0.98	**0.99**
600 hPa	**0.97**	**0.97**	**0.97**	**0.97**	**0.97**
700 hPa	0.94	0.94	**0.95**	0.94	**0.95**
800 hPa	**0.94**	**0.94**	**0.94**	0.93	**0.94**
850 hPa	0.92	0.92	**0.93**	0.92	0.92
925 hPa	0.83	**0.84**	**0.84**	0.83	**0.84**
975 hPa	0.67	0.67	0.67	0.67	**0.68**
1000 hPa	0.39	0.39	0.39	0.39	**0.41**

A partir de este resultado se decidió aplicar un test estadístico no paramétrico, con el fin de estudiar la significancia de las diferencias entre las evoluciones temporales de los coeficientes de correlación lineal de los experimentos respecto a la simulación que incluye los perfiles termodinámicos satelitales (E-AIRS). De esta forma se podría garantizar que existe un mejor desempeño estadísticamente significativo de E-AIRS. Es decir: tomando los 242 valores de r de cada simulación para una variable en particular, se quiere evaluar si son similares entre sí o no. Para esto se recurrió al test de Wilcoxon de rangos signados (*Wilks, 1995*), que funciona de la siguiente manera:

Dadas las correlaciones $\mathrm{r_a}$ y r_b, se calcula su diferencia $\mathrm{d} = \mathrm{r_a}\text{-}\mathrm{r_b}$ y se postula como hipótesis nula ($\mathrm{H_0}$) que esta diferencia entre pares sigue una distribución simétrica alrededor de 0. Esto implica que todas las combinaciones de signos y rangos tienen la misma probabilidad de ocurrir, con lo cual si se acepta la H_0 se concluye que ambos conjuntos de r_a y r_b pertenecen a la misma distribución.

Por lo contrario, si se rechaza H_0 se puede asumir que estos conjuntos son lo suficientemente diferentes bajo el grado de significancia utilizado. Para realizar el test se calcula el estadístico:

$$\mathrm{W} = \sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{N_r}} \mathrm{signo}(\mathrm{d_i})\mathrm{rango}(|\mathrm{d_i}|) \qquad \text{(Ec. 3.1)}$$

donde $\mathrm{N_r}$ es la cantidad total de puntos habiendo descartado los casos en los que la diferencia resulta nula ($\mathrm{d_i} = 0$).

Si $\mathrm{N_r} > 10$ se puede aproximar que la distribución de las diferencias es normal, y entonces se puede obtener un estadístico $\mathrm{Z_{obs}}$ (Ec. 3.2) para ser comparado con un $Z_{critico}$ acorde al nivel de significancia deseado.

$$Z_{obs} = \frac{W}{\sigma_w} \qquad \text{(Ec. 3.2)}$$

con $\sigma_w = \sqrt{\frac{1}{6} N_r (N_r + 1)(2N_r + 1)}$

Considerando un test de dos colas, para obtener una significancia de 99 % se tiene $Z_{critico} = 2.576$; para una significancia de 98 % se tiene $Z_{critico} = 2.326$; para una significancia de 95 % se tiene $Z_{critico} = 1.96$. En nuestro caso, como buscamos rechazar la hipótesis nula, analizamos si se cumple $|Z_{obs}| > Z_{critico}$. En particular, en la Tabla 3.7 se muestra la cantidad de niveles verticales que resultó en un rechazo de la hipótesis nula con un 99 % de confianza para cada variable considerada, es decir la cantidad de veces que se puede concluir que la correlación de una simulación es distinta a la de E-AIRS.

Para la componente zonal del viento se halló que los coeficientes de correlación de E-AIRS son distintos a los de los demás experimentos con un 99 % de confianza, en toda la vertical. Para la componente meridional el resultado es casi idéntico: sólo la diferencia entre las correlaciones de E-COMB y E-AIRS en 1000 hPa no se pudo rechazar.

Respecto a la temperatura, también se halló para todos los niveles que los coeficientes de correlación de E-AIRS son distintos a los de todos los experimentos con un 99 % de confianza, a excepción de tres casos: E-MULTI en 925 y 1000 hPa, E-BPERT en 1000 hPa.

La altura geopotencial muestra para todos los experimentos $|Z_{obs}| > 2.576$, a excepción de E-MULTI en 1000 hPa que permite rechazar la hipótesis pero con 95 % de significancia; y a excepción de E-CONTROL entre 1000 y 925 hPa y E-BPERT en 1000 hPa, los cuales no permiten rechazar la hipótesis.

Para la humedad específica los resultados son más variados. Los coeficientes de correlación de E-AIRS y E-BPERT son diferentes con un 99 % de confianza, en toda la vertical. También lo son E-AIRS y E-CONTROL entre 1000 y 400 hPa, y en particular en 200 hPa son distintos con un 95 % de significancia. Por otro lado, E-MULTI difiere de E-AIRS entre 975 y 500 hPa, y 300 hPa con un 99 % de confianza, y en 200 hPa con un 98 % de confianza. Por último, el test entre E-COMB y E-AIRS indica que sus correlaciones son distintas en 1000, 975, 850 a 600 hPa con 99 % y en 500 hPa con 98 % de significancia.

Tabla 3.5. Correlación lineal entre los pronósticos de cada experimento y el ERA, para la humedad específica, en cada nivel vertical, considerando el período completo. En negrita se indican los experimentos con el valor más grande para un nivel en particular.

q	E-CONTROL	E-MULTI	E-AIRS	E-BPERT	E-COMB
200 hPa	0.72	0.72	**0.73**	0.7	0.72
250 hPa	**0.77**	**0.77**	**0.77**	0.75	**0.77**
300 hPa	0.78	**0.8**	0.79	0.76	0.79
400 hPa	0.76	**0.78**	**0.78**	0.74	**0.78**
500 hPa	0.77	0.78	**0.8**	0.75	0.79
600 hPa	0.78	0.78	**0.81**	0.76	0.79
700 hPa	0.8	0.81	**0.82**	0.78	0.81
800 hPa	**0.87**	**0.87**	**0.87**	0.85	**0.87**
850 hPa	0.88	0.88	**0.89**	0.87	0.88
925 hPa	0.78	0.78	**0.79**	0.78	**0.79**
975 hPa	0.58	0.58	**0.59**	0.57	**0.59**
1000 hPa	0.37	0.37	0.38	0.37	**0.39**

Tabla 3.6. Correlación lineal entre los pronósticos de cada experimento y el ERA, para la altura geopotencial, en cada nivel vertical, considerando el período completo. En negrita se indican los experimentos con el valor más grande para un nivel en particular.

HGT	E-CONTROL	E-MULTI	E-AIRS	E-BPERT	E-COMB
200 hPa	**0.99**	**0.99**	**0.99**	**0.99**	**0.99**
250 hPa	**0.99**	**0.99**	**0.99**	**0.99**	**0.99**
300 hPa	**0.99**	**0.99**	**0.99**	**0.99**	**0.99**
400 hPa	**0.99**	**0.99**	**0.99**	**0.99**	**0.99**
500 hPa	**0.99**	**0.99**	**0.99**	**0.99**	**0.99**
600 hPa	**0.99**	**0.99**	**0.99**	0.98	0.98
700 hPa	**0.98**	**0.98**	**0.98**	0.97	0.97
800 hPa	**0.97**	**0.97**	**0.97**	0.96	0.96
850 hPa	0.95	0.95	**0.96**	0.94	0.94
925 hPa	**0.9**	**0.9**	**0.9**	0.89	0.89
975 hPa	**0.83**	**0.83**	**0.83**	0.82	0.82
1000 hPa	0.55	0.55	0.55	0.55	**0.56**

Tabla 3.7. Cantidad de niveles verticales en los que se rechaza la hipótesis nula del test de Wilcoxon con un 99 % de significancia, para cada experimento E-CONTROL, E-MULTI, E-BPERT y E-COMB contra E-AIRS, para las componentes u y $v$del viento, la temperatura, la humedad específica y la altura geopotencial.

	E-CONTROL	**E-MULTI**	**E-BPERT**	**E-COMB**
U	12	12	12	12
V	12	12	12	11
T	12	10	11	12
q	9	8	12	6
HGT	9	11	11	12

Para concluir, en función del análisis de la correlación lineal entre los pronósticos de la media del ensamble de los experimentos y el ERA, se destacan los siguientes puntos:

1) La media temporal de la correlación lineal en general supera el valor de 0.8 para todas las simulaciones, para todas las variables, en toda la vertical a excepción de los niveles bajos.
2) El 90 % de las veces la correlación media correspondiente a la simulación que incluye los perfiles termodinámicos estimados satelitalmente (E-AIRS) es la que posee el valor más cercano a 1.
3) El test no paramétrico aplicado a la serie temporal de correlaciones lineales indica que en el 90.8 % de los casos (considerando las 5 variables y los 12 niveles verticales) las series de E-CONTROL, E-MULTI, E-BPERT y E-COMB son distintas a la serie de E-AIRS, con un
99 % de significancia.

3.1.2.2. Pronósticos a 12, 24, 36 y 48 horas.

En esta Sección se muestran el Bias, la raíz del promedio de la diferencia de energía (RM_DTE), el error cuadrático medio (mse) y sus términos, y la correlación lineal (r), calculados para los pronósticos de 12, 24, 36 y 48 horas de la media del ensamble de los análisis de las 12 UTC. Es decir, las métricas de error representan el desempeño del pronóstico que verifica a las 00 UTC (12 y 36 horas de pronóstico) o a las 12 UTC (24 y 48 horas de pronóstico). Se incluyen también los Bias del pronóstico del GFS. Cabe destacar que no se incluyen los cálculos de EEST dado que los resultados son similares a los hallados con los promedios de DTE, así como se vio en la sección anterior. A pesar de que en los próximos párrafos se hará referencia a los resultados hallados previamente, hay que tener presente que en la verificación de los pronósticos a 6 horas se incluyeron los horarios de las 00, 06, 12 y 18 UTC, con lo cual la comparación de resultados no es estricta.

Resulta de interés realizar la evaluación de los distintos plazos de pronóstico para estudiar el impacto de la asimilación a medida que el sistema se aleja del análisis. Esto permite cuantificar por un lado si alguno de los experimentos muestra un impacto más persistente en el tiempo de pronóstico, y por otro lado cómo es la evolución de las distintas métricas de error. De esta forma, se puede determinar si las simulaciones que muestran un mejor desempeño en el pronóstico a 6 horas también lo hacen en plazos más extensos de pronóstico.

Bias.

A continuación se describe el comportamiento del Bias de distintas variables para los cuatro plazos de pronóstico seleccionados. Cabe destacar que a pesar de que no se incluye la totalidad de las figuras, ya que implicaría una gran cantidad de las mismas, la descripción intenta cubrir toda la información que éstas proporcionan.

El Bias de la altura geopotencial resulta negativo en la mayor parte del dominio en los 5 experimentos a lo largo de toda la vertical. En general, los valores se mantienen a pesar de que avancen las horas de pronóstico, es decir que no se observa una degradación fuerte del pronóstico entre las 12 y 48 horas. Sin embargo, se puede destacar que la estructura del Bias es similar en los plazos de las 12 y 36 horas, y en los de 24 y 48 horas, manifestando un ciclo diurno del error.

En particular, en la Figura 3.39 se observa que la estructura del Bias de los pronósticos a 12 horas de la altura geopotencial de 500 hPa es similar a la hallada para los pronósticos a 6 horas (Figura 3.10), y de hecho muestra valores menores en módulo en los 5 experimentos, siendo el que utiliza múltiples parametrizaciones (E-MULTI) el de mejor desempeño. El Bias de los pronósticos a 24 horas disminuye en la mayor parte de las regiones (Figura 3.40), en tanto los pronósticos a 36 y 48 horas muestran un aumento en las diferencias respecto del ERA en una zona reducida al noreste del dominio (no mostrado). El GFS mantiene los valores positivos en la mitad norte del dominio y los valores negativos en la mitad sur del mismo, aproximadamente, entre las 24 y 48 horas de pronóstico.

Respecto al Bias de la temperatura, no hay un signo predominante en todo el dominio estudiado: dependiendo del nivel y la región considerados las diferencias son positivas o negativas. Por ejemplo, en 200 hPa los 5 experimentos muestran una banda de Bias negativo alrededor de los 40°S y valores positivos en el resto del dominio, para todos los plazos de pronóstico. Mientras que en 250 hPa la zona de sobrestimación se extiende, y más aún en 300 hPa, donde cubre casi toda la región. En 400 hPa predominan los valores negativos, a excepción de E-COMB (simulación que combina el uso de diferentes parametrizaciones, las condiciones de borde perturbadas y la inclusión de perfiles termodinámicos estimados satelitalmente), que muestra en general una subestimación, mientras que en 500 hPa los valores positivos avanzan en los otros experimentos también. Cabe destacar que en estos niveles medios y altos, las diferencias siempre se encuentran entre -1 y 1 K, y sólo en algunas zonas llegan a -2 o 2 K.

Sin embargo, entre 600 hPa y 975 hPa el Bias alcanza valores de entre 2 y 3 K en módulo, llegando en alguna región reducida hasta 4 K. Una de las características de estos niveles es la presencia de zonas con máximos marcados, ya sea cerca de la topografía o en otros sectores. A modo de ejemplo, se

puede observar que en el Bias de temperatura de 850 hPa todos los experimentos coinciden con una subestimación en la Patagonia y región costera de Brasil, y una sobrestimación en el Pacífico y en la zona central y norte de Argentina, tanto a las 12 como a las 24 horas de pronóstico (Figuras 3.41 y 3.42). En tanto que el GFS muestra sobrestimación también sobre la Patagonia.

Cabe destacar que en general a las 36 y 48 horas los patrones espaciales del Bias de temperatura de cada nivel son similares a los de 12 y 24 horas, respectivamente, a lo largo de toda la vertical. Sin embargo, observando el promedio de estos Bias en la construcción de un perfil vertical, la estructura en todas las horas es similar: sobrestimación alrededor de 900 hPa y alrededor de 300 hPa, y Bias cercanos a cero en niveles medios, por parte de la mayoría de las simulaciones (Figura 3.43). Estos perfiles muestran que el resultado de E-COMB se encuentra alejado del de los otros experimentos, sobre todo en las primeras 24 horas de pronóstico. En tanto que el GFS posee en muchas ocasiones el mayor Bias (en módulo) en toda la vertical, particularmente a las 48 horas de pronóstico.

En los niveles bajos es de especial interés el desempeño del pronóstico de la humedad específica. En este aspecto, se puede observar que en 850 hPa el Bias de esta variable es mayormente positivo (lo cual implica una subestimación) para los plazos de 12 y 24 horas de pronóstico, de no ser en el Atlántico sur y en una porción del sudeste de Brasil (Figuras 3.44 y 3.45). El máximo se presenta al este de la cordillera en 33°S aproximadamente, y en una franja al oeste de la topografía en la costa chilena, probablemente más relacionado con la diferencia en el tratamiento de la misma entre los modelos del ERA y WRF. No se registran demasiados cambios ni entre experimentos ni entre las horas de pronóstico, pero cabe destacar que la mayor subestimación de humedad se da en los plazos de 12 y 36 horas, que corresponden a las 00 UTC, es decir el comienzo de las horas nocturnas para esta latitud y época del año.

El patrón del Bias de q en 700 y 800 hPa es similar al de 850 hPa pero con el máximo extendido hacia el noreste, particularmente más intenso para los pronósticos de las 00 UTC (no mostrado). Para este horario aparece un mínimo con valores de entre 1 y 2 g Kg^{-1} centrado en Paraguay en 925 hPa, que abarca una zona mayor en 975 hPa. Es decir que en el comienzo de la noche los experimentos pronostican un déficit de humedad entre 700 y 800 hPa en la zona limítrofe entre Argentina y Paraguay, y un exceso de la misma en niveles más bajos.

Este comportamiento también es observado en los perfiles verticales del Bias: promediando todo el área sigue predominando una subestimación de humedad entre 900 y 700 hPa, y una sobrestimación de la misma en los niveles cercanos a superficie (Figura 3.46). A su vez, se distingue que alrededor de 800 hPa el Bias es mayor en los pronósticos correspondientes a las 00 UTC en comparación con los correspondientes a las 12 UTC, y que E-COMB muestra los valores más elevados de Bias.

Respecto a la componente meridional del viento, el patrón del Bias en 250 hPa es similar al hallado para los pronósticos a 6 horas (Figura 3.23), con la particularidad de que el máximo negativo se encuentra dividido en 2 sectores: uno al noreste del dominio y otro sobre el Atlántico sur (no mostrado). Esta característica se ve exacerbada en los plazos de 24 y 48 horas. En 200 y 300 hPa este patrón es similar, aunque en el nivel más alto predominan los valores negativos en la mayor parte del dominio, es decir que v_{ERA} es más del norte que v_{prono}. Mientras que en 400 y 500 hPa es notorio un máximo positivo del Bias de v en la región noroeste, que en los plazos de 12 y 36 horas se encuentra más extendido hacia el sur en ambos niveles.

Entre 700 y 975 hPa la característica dominante en el campo de Bias de la componente meridional del viento es un máximo negativo al este de la cordillera, ubicado entre 15°S y 30°S. La intensidad máxima de la diferencia alcanza entre 3 y 4 ms^{-1} en módulo, entre los niveles de 700 y 850 hPa, en especial en el horario de las 12 UTC, como se puede apreciar en el ejemplo de las Figuras 3.47 a 3.50. Es decir que los pronósticos presentan un déficit en la componente norte que afectaría directamente a la intensidad de la corriente en chorro de capas bajas. El patrón de este déficit máximo es más alargado y alcanza latitudes de hasta 35°S para los pronósticos que verifican a las 12 UTC (Figuras 3.48 y 3.50), en comparación con el déficit de los pronósticos que verifican a las 00 UTC cuya estructura se encuentra más concentrada entre 20° y 25°S (Figuras 3.47 y 3.49) para todos los experimentos WRF-LETKF.

En 250 hPa el rasgo más característico del Bias de la componente zonal del viento es un máximo negativo extendido zonalmente al este de la cordillera en la franja de 30°S y 35°S en todos los experimentos, que es más intenso en el plazo de 24 horas que en el de 12 horas (Figuras 3.51 y 3.52). A su vez, se encuentra un máximo positivo en la región noroeste, que en el nivel de 200 hPa abarca un espacio mayor que en 250 hPa (no mostrado). Estos resultados coinciden con los hallados para el pronóstico a 6 horas, e implican un probable desfasaje de la corriente en chorro en capas altas respecto al ERA. En particular, la zona de Bias negativo implica que u_{ERA} es más del este que u_{prono}, y considerando que el flujo debería ser del oeste significa que u_{prono} sería más intenso que u_{ERA}(por la interpretación explicada en la Sección 3.1.2.1). A su vez, como la zona norte del dominio presenta valores positivos de Bias, se puede asumir que siendo u_{ERA} del oeste resultaría que u_{prono} es o bien del oeste más débil o bien del este pero con menor módulo. Es decir que es probable que la ubicación de la corriente en chorro en capas altas del oeste en 250 hPa esté siendo pronosticada más al sur respecto del ERA. Asimismo, el comportamiento del Bias en 300 y 400 hPa es similar al de 250 hPa, pero con una zona más amplia de valores negativos.

En niveles medios, en 600 hPa el patrón de las diferencias es como el mostrado en la Figura 3.21, con valores positivos sobre la cordillera norte y valores negativos sobre la cordillera media que en este caso se extienden hacia Santiago del Estero para los plazos de las 12 y 36 horas de pronóstico (no

mostrado). En tanto en 500 hPa se observa también un pequeño centro de Bias positivo a barlovento de los Andes en 35°S, más intenso a las 00 UTC, indicando que u_{ERA} es más del oeste que u_{prono} en esta zona.

En niveles bajos, el comportamiento del Bias de la componente zonal varía según el nivel y el plazo de pronóstico considerado. Por ejemplo, se encuentra un máximo negativo en la zona central de Argentina relacionado con la topografía que en 700 hPa es más intenso para la verificación de las 00 UTC mientras que en 800, 850 y 925 hPa es más intenso para las 12 UTC. Asimismo, se observa un máximo positivo sobre Bolivia y en la costa sudeste de Brasil que en 800, 850 y 925 hPa se intensifica a las 00 UTC.

A modo de resumen, considerando el Bias de los pronósticos de la media del ensamble a 12, 24, 36 y 48 horas calculado en función del ERA, se pueden destacar los siguientes puntos:

1) En coincidencia con los resultados obtenidos para los pronósticos a 6 horas, el Bias de la altura geopotencial resulta negativo en la mayor parte del dominio en los 5 experimentos a lo largo de toda la vertical, indicando una sobrestimación de las simulaciones WRF-LETKF respecto del ERA.
2) Al igual que en el caso de los pronósticos a 6 horas, el signo del Bias de la temperatura varía en cada región según el nivel y dependiendo del experimento, con lo cual se dificulta alcanzar una conclusión general. Los valores no superan los 4 K en módulo.
3) Particularmente en el comienzo de la noche, es decir a las 00 UTC, los experimentos pronostican un déficit de humedad entre 700 y 800 hPa en la zona limítrofe entre Argentina y Paraguay, y un exceso de la misma en niveles más bajos.
4) El Bias de la componente zonal del viento indica que todos los experimentos tienden a ubicar la corriente en chorro en capas altas desfasada respecto al ERA, probablemente más hacia el sur en 250 hPa, en coincidencia con los resultados hallados para los pronósticos a 6 horas.
5) Los pronósticos presentan un déficit en la componente norte que afectaría directamente a la intensidad de la corriente en chorro de capas bajas. A las 12 UTC la estructura del máximo déficit se extiende entre 15° y 35°S, mientras que a las 00 UTC la misma se encuentra concentrada entre 20° y 25°S.
6) En general se observa que en todas las variables la estructura espacial del Bias es similar en los plazos de las 12 y 36 horas, y en los de 24 y 48 horas, manifestando un ciclo diurno del error ya que los mismos corresponden a las 00 y 12 UTC, respectivamente.

7) Al igual que en el caso de los pronósticos a 6 horas, los valores del Bias del GFS son del mismo orden o a veces menores (en módulo) que los hallados para WRF-LETKF, probablemente gracias a la asimilación de radianzas y la retícula de mayor resolución del modelo global. En particular para la temperatura los perfiles verticales muestran Bias más elevados (en módulo) para el GFS que los correspondientes al WRF-LETKF.

Errores de energía.

La raíz del promedio de la diferencia de energía (RM_DTE) se calculó de manera análoga a lo descrito en la Sección 3.1.2.1, para los plazos de 12, 24, 36 y 48 horas de pronóstico. Es decir, el RM_DTE se obtuvo considerando: i) toda la vertical (entre 1000 y 200 hPa) y el período completo; ii) todo el dominio y el período completo, diferenciando por horarios; iii) toda la vertical y el dominio. En las Figuras 3.53 a 3.56 se muestran los campos areales y las evoluciones temporales de RM_DTE para todos los experimentos, mientras que en la Figura 3.57 se presentan los perfiles verticales de dicha variable.

La estructura espacial del RM_DTE de todos los experimentos es muy similar en cada plazo de pronóstico: luego de 12 horas se observa un máximo en la provincia de Mendoza; a las 24 horas éste se extiende en dirección sudeste en todas las simulaciones, en particular en E-BPERT también aparece un foco grande en el océano; a las 36 horas el máximo se retrae y la estructura se parece a la de las 12 horas; por último, luego de 48 horas los valores mayores a 5 m s^{-1} ocupan un cuarto del dominio, y en particular en E-MULTI entre La Pampa y Buenos Aires se observa un sector con valores que superan los 6 ms^{-1}. En todos los plazos E-AIRS presenta en general los menores valores.

En la evolución temporal también se manifiesta el aumento de RM_DTE con el paso de las horas de pronóstico, para todos los experimentos. Se puede ver que la media es aproximadamente 1 m s^{-1} mayor a las 48 horas que a las 12 horas de pronóstico, más allá de que alrededor de ésta se encuentran oscilaciones, debidas probablemente al pasaje de sistemas sinópticos.

A partir del análisis de los perfiles verticales se hace evidente, además, la degradación de la influencia de la asimilación de datos, ya que en las 48 horas de pronóstico casi no se distinguen diferencias entre los experimentos, mientras que a las 12 horas se observa que, en este caso, E-MULTI y E-AIRS muestran el menor error respecto del ERA. Este resultado coincide con lo hallado para los pronósticos a 6 horas (Figura 3.29).

Meng y Zhang (2007) en sus experimentos sobre Estados Unidos obtuvieron RM_DTE de hasta 6 m s^{-1} en sus simulaciones multi esquema con un modelo imperfecto, para los pronósticos a 36 horas.

Asimismo, en la estructura vertical de dicha medida de error se halló un máximo en niveles bajos, en concordancia con los resultados de esta tesis (Figura 3.57).

Concluyendo, respecto a los RM_DTE de los pronósticos de la media del ensamble a 12, 24, 36 y 48 horas calculados en función del ERA, se destaca que:

1) En coincidencia con los resultados hallados para los pronósticos a 6 horas, el experimento que incluye los perfiles termodinámicos estimados satelitalmente (E-AIRS) alcanza los menores valores de RM_DTE, mientras que la simulación en la cual se perturbó las condiciones de borde (E-BPERT) muestra los valores más elevados.
2) A medida que los plazos de pronóstico avanzan, en los perfiles verticales de RM_DTE se observa que las diferencias entre experimentos disminuyen, evidenciando la disminución del impacto del proceso de asimilación de datos en el pronóstico y la dominancia de las condiciones de borde que "barren" la información inicial.

Error cuadrático medio.

En la Figura 3.58 se muestran los perfiles verticales del promedio temporal del mse de la altura geopotencial, para los cuatro plazos de pronóstico analizados. Las mayores diferencias entre los experimentos se dan en los niveles más altos, donde E-COMB presenta el mejor desempeño. En los niveles medios y bajos en los plazos de 12 y 24 horas los experimentos con menor error son E-AIRS, E-MULTI y E-CONTROL, indistintamente. Los términos que componen el mse según la Ecuación 2.24, en todos los casos se comportan de manera similar a lo hallado para el pronóstico a 6 horas (Figura 3.34): el término del bias de la media es el que más aporta al error sobre todo en niveles altos (no mostrado).

Respecto a la humedad específica, todos los experimentos presentan valores de mse muy similares, hallando algunas pequeñas diferencias alrededor de los 850 hPa, que es donde se da el máximo error (Figura 3.59). Dependiendo del plazo considerado y el nivel en particular, la simulación con mejor desempeño varía, pero en general esta característica le corresponde al E-AIRS, E-MULTI o E-CONTROL.

El error cuadrático medio de la temperatura resulta muy similar entre los experimentos, viéndose algunas diferencias en niveles medios y altos, más que nada en los plazos de 12 y 24 horas de pronóstico (Figura 3.60). El menor error lo muestra E-AIRS. Tanto esta estructura como la de los términos de mse son análogas a la correspondiente a los pronósticos a 6 horas (Figura 3.36).

En la Figura 3.61 se observa que E-AIRS presenta el mejor desempeño considerando el mse del pronóstico a 12 horas de la componente zonal del viento en toda la vertical menos por debajo de los 900 hPa, donde E-CONTROL lo supera. En el plazo de 24 y 36 horas sucede algo similar, pero en niveles medios E-MULTI iguala a E-AIRS, mientras que en las 48 horas de pronóstico la diferencia entre experimentos disminuye bastante. En esta variable es claro tanto un aumento en el valor del error como una disminución en la influencia de la asimilación de datos, a medida que transcurren las horas de pronóstico.

El error cuadrático medio de la componente meridional del viento muestra un mejor desempeño de E-AIRS en casi toda la vertical en el plazo de 12, 24 y 36 horas, mientras que para las 48 horas de pronóstico el E-COMB o E-MULTI lo igualan o superan en algún nivel (Figura 3.62). Al igual que para u, se observa un aumento de mse a medida que pasa el tiempo de pronóstico.

En síntesis, el estudio del error cuadrático medio de los pronósticos de la media del ensamble a 12, 24, 36 y 48 horas calculados en función del ERA y sus términos, indica lo siguiente:

1) Al igual que lo hallado para los pronósticos a 6 horas, el experimento que incluye los perfiles termodinámicos estimados satelitalmente (E-AIRS) muestra el mejor desempeño en casi todo el perfil para ambas componentes del viento, la temperatura y la humedad específica. Sin embargo, en algunos plazos de pronóstico en algunos niveles resulta que E-MULTI, E-COMB o E-CONTROL alcanzan valores de mse menores.
2) El menor valor de mse de la altura geopotencial varía según el nivel entre todos los experimentos, a excepción de E-BPERT que en ningún caso muestra el menor valor. En niveles altos el mejor desempeño lo muestra E-COMB para todos los plazos de pronóstico.
3) A medida que los plazos de pronóstico avanzan, en los perfiles verticales de mse se observa que en general las diferencias entre experimentos disminuyen en todas las variables, posiblemente porque la información inicial va siendo reemplazada por la información que ingresa a través de los bordes.

<u>Correlación lineal.</u>

Se calculó la correlación lineal entre los pronósticos de cada experimento y el ERA, para cada nivel vertical, para la altura geopotencial, las componentes zonal y meridional del viento, la temperatura y la humedad específica. De manera análoga a lo realizado en la Sección 3.1.2.1, por un lado se sintetizaron los resultados mediante un promedio temporal que incluye todo el período de estudio y por otro lado

se calcularon los estadísticos correspondientes para llevar a cabo el test no paramétrico de Wilcoxon. A pesar de que no se muestran las tablas de los valores medios de correlación obtenidos, a continuación se describen los resultados correspondientes.

Para ambas componentes de viento se halló que en todos los plazos de pronóstico todos los experimentos muestran valores de correlación media mayores a 0.8 el 91 % de las veces. Sin embargo, si se seleccionan los valores mayores a 0.9, el porcentaje desciende entre el plazo a 12 horas y el plazo a 48 horas de 75 % a 50 % para u y de 41 % a 25 % para v. Cabe destacar que para estas variables el experimento con los valores más elevados de correlación lineal es E-AIRS, por lo tanto al igual que en el caso de los pronósticos a 6 horas (sección 3.1.2.1) se estudia si este mejor desempeño respecto al resto de los experimentos es estadísticamente significativo.

Con el fin de comparar las evoluciones temporales de los coeficientes de correlación lineal del viento del E-AIRS con los de los otros experimentos, se aplicó el test de Wilcoxon. En la Tabla 3.8 se sintetiza la cantidad de niveles verticales que en cada plazo de pronóstico resultó en un rechazo de la hipótesis nula con un 99 % de confianza, es decir la cantidad de veces que se puede concluir que la correlación de una simulación es distinta a la de E-AIRS. Se puede apreciar que a medida que avanzan las horas de pronóstico el número de rechazos va disminuyendo en casi todos los casos, y que E-BPERT presenta la mayor cantidad de niveles en los que su correlación difiere de la de E-AIRS.

Tabla 3.8. Cantidad de niveles en los que se rechaza la hipótesis nula del test de Wilcoxon con un 99 % de significancia, para cada plazo de pronóstico, para cada experimento E-CONTROL, E-MULTI, E-BPERT y E-COMB contra E-AIRS, para las componentes u y v.

	E-CONTROL	**E-MULTI**	**E-BPERT**	**E-COMB**
U 12 horas	4	2	11	11
U 24 horas	2	0	11	6
U 36 horas	2	0	8	0
U 48 horas	1	0	0	0
V 12 horas	6	4	11	9
V 24 horas	3	0	12	2
V 36 horas	4	0	8	2
V 48 horas	6	0	0	0

Respecto de la altura geopotencial, todos los experimentos muestran correlaciones medias por encima de 0.8 el 91 % de las veces, y por encima de 0.9 entre el 75 y 83 % de las veces. Para esta variable, en casi todos los casos los valores son similares entre las simulaciones. Sin embargo, a partir del test de Wilcoxon se puede estimar que la evolución temporal de la correlación lineal difiere entre E-AIRS y E-BPERT en 11 niveles para el pronóstico a 12 horas, en 10 niveles para el de 24 horas y en 8 niveles para el de 36 horas, con un 99 % de confianza. Asimismo, se encuentra un rechazo de la hipótesis nula entre E-AIRS y E-COMB en 7 niveles para el plazo de 12 horas, en 10 niveles para el de 24 horas, en 5 niveles para el de 36 horas y en 3 niveles para el de 48 horas, con un 99% de significancia.

La correlación media de la temperatura supera el valor de 0.8 el 83 % de los casos, mientras que para 0.9 lo hace entre el 66 y 75 % de las veces. Según el plazo de pronóstico los experimentos que alcanzan las mayores correlaciones son E-COMB (12 horas), E-MULTI (24 horas) o E-AIRS (36 y 48 horas). Los resultados del test de Wilcoxon sugieren que las mayores diferencias se encuentran entre E-AIRS y E-BPERT, y entre E-AIRS y E-COMB (Tabla 3.9).

Tabla 3.9. Cantidad de niveles en los que se rechaza la hipótesis nula del test de Wilcoxon con un 99 % de significancia, para cada plazo de pronóstico, para cada experimento E-CONTROL, E-MULTI, E-BPERT y E-COMB contra E-AIRS, para la temperatura.

	E-CONTROL	**E-MULTI**	**E-BPERT**	**E-COMB**
T 12 horas	3	3	9	9
T 24 horas	2	1	10	6
T 36 horas	2	1	5	7
T 48 horas	0	0	1	6

Para la humedad específica no se encontraron valores de correlación media mayores a 0.9: los valores más altos se encuentran entre 0.8 y 0.89 y sólo corresponden al espesor 925-600 hPa para los plazos de 12 y 24 horas, o al espesor 850-700 hPa para los plazos de 36 y 48 horas. Para esta variable tanto E-AIRS como E-MULTI alcanzan los valores más elevados. El test de Wilcoxon para comparar la evolución temporal de las correlaciones indica que no se puede rechazar la hipótesis para E-CONTROL y E-MULTI en el 75 % de los niveles verticales (con un 99 % de confianza). Respecto a E-BPERT y E-COMB el resultado es el mismo, a excepción del plazo de pronóstico de 12 horas donde para E-BPERT hay rechazo en 8 niveles y para E-COMB hay rechazo en 4 niveles, y en 5 niveles para el plazo de 48 horas.

A modo de cierre, en función del análisis de la correlación lineal entre los 4 plazos de pronóstico de los experimentos y el ERA, se destacan los siguientes puntos:

1) La media temporal de la correlación lineal en general supera el valor de 0.8 para todas las simulaciones, para todas las variables, en toda la vertical a excepción de los niveles bajos. Sin embargo se observa una disminución de los valores a medida que avanzan los plazos de pronóstico.
2) El 80 % de las veces la correlación media correspondiente a la simulación en la que se asimilan los perfiles termodinámicos estimados satelitalmente (E-AIRS) es al menos una de las que posee el valor más cercano a 1.
3) El test no paramétrico aplicado a la serie temporal de correlaciones lineales indica que las series de E-BPERT y E-COMB son distintas a la serie de E-AIRS en muchos de los niveles para todas las variables, con un 99 % de significancia. Sin embargo, se observa que la cantidad de niveles que cumplen esta condición disminuye con el avance de los plazos de pronóstico.

3.1.3. Evaluación del sistema de ensamble.

En esta Sección se evalúan distintos aspectos de los sistemas de ensamble resultantes en cada experimento. Primero se observa el comportamiento del error de los análisis medios y el *spread* (dispersión) de los miembros, en los distintos niveles, utilizando el ERA como la verdad. Luego, se examina la dispersión del pronóstico del ensamble a través de histogramas de rangos, construidos considerando como verdad tanto los análisis del ERA como los análisis medios de los experimentos WRF-LETKF. Al igual que en la Sección 3.1.2, el dominio analizado es el comprendido entre 15°S y 50°S, 80°W y 40°W.

<u>Spread (Dispersión) y Raíz del error cuadrático medio</u>.

Así como se mencionó en la Sección 2.5, se calculó el *spread* de los análisis mediante la Ec. 2.30, considerando los 40 miembros de ensamble, y la raíz del mse del análisis medio (rmse), para los horarios de 00, 06, 12 y 18 UTC. Dichos cálculos se llevaron a cabo para 12 niveles verticales para las variables de temperatura, humedad específica, y las componentes zonal y meridional del viento, considerando el período completo. Asimismo, se calcularon los coeficientes de correlación lineal, los cuales se espera que sean cercanos a la unidad.

Los diagramas de dispersión para la temperatura de los 5 experimentos se presentan en las Figuras 3.63 a 3.67. El primer aspecto evidente en todos los paneles es que el rmse es mayor al *spread*, y es por eso que todos los puntos se encuentran por debajo de la diagonal. Esto indica que la dispersión del ensamble no es lo suficientemente efectiva en representar el error del pronóstico del sistema. Otra característica común entre los experimentos es que en los niveles bajos los puntos están más dispersos que en niveles altos, probablemente por la mayor cantidad y variedad de observaciones.

Comparando el comportamiento de cada simulación, se observa que el experimento con múltiples parametrizaciones (E-MULTI) es el que posee más *spread* mientras que E-AIRS es el que presenta menos. Por otro lado, E-BPERT no presenta demasiada diferencia en términos de dispersión con E-CONTROL como se esperaba (dado que la perturbación en las condiciones de borde pretendía aumentar la dispersión del ensamble). Comparando los coeficientes de correlación lineal de todos los experimentos se puede observar que E-MULTI presenta los valores más elevados en seis de los niveles (r entre 0.25 y 0.67), en tanto que E-COMB lo hace en otros 4 niveles (r entre 0.38 y 0.66).

Respecto a la humedad específica la dispersión hallada en todos los experimentos y para todos los niveles es mucho más pequeña que la raíz del error cuadrático medio: al menos dos órdenes de magnitud (no mostrado). Esto indica que el sistema de ensamble no estaría representando

correctamente la dispersión de dicha variable, con lo cual sería necesario y muy importante ahondar en las razones de este comportamiento con el fin de mitigarlo.

En las Figuras 3.68 a 3.72 se muestran los diagramas correspondientes a la componente zonal del viento. Para esta variable los puntos se ubican más cerca de la diagonal e incluso sobre ella, a pesar de que la mayor cantidad de los mismos se encuentra en la mitad inferior indicando que el rmse es más grande. En este caso tanto E-MULTI como E-BPERT y E-COMB poseen la mayor dispersión, inclusive en los niveles altos, lo cual es un comportamiento esperado. Los coeficientes de correlación lineal se encuentran entre 0.5 y 0.56 para E-COMB en niveles por debajo de 700 hPa, mientras que para E-AIRS alcanzan valores de entre 0.51 y 0.66 entre 600 y 250 hPa.

Respecto a la componente meridional del viento, los resultados son similares a los de u (Figuras 3.73 a 3.77). En particular en los niveles altos E-BPERT muestra una dispersión mayor que E-MULTI y que E-CONTROL, mientras que en los niveles más bajos los tres son semejantes. Sin embargo, en concordancia con lo hallado para la componente zonal, las simulaciones que muestran los coeficientes de correlación lineal más elevados son E-COMB (r entre 0.45 y 0.52) y E-AIRS (r entre 0.44 y 0.66), dependiendo del nivel vertical considerado.

Con el propósito de comparar el comportamiento hallado en este sistema de ensamble con otros sistemas del mundo, se analizan los diagramas de dispersión disponibles en la web de la base de datos TIGGE[6]. Esta base condensa los pronósticos de 10 sistemas de ensamble mundiales de los Centros más relevantes. Para el Hemisferio Sur se puede observar que el pronóstico a 24 horas de la temperatura de 850 hPa muestra un rmse de la media mayor que la dispersión del ensamble con valores alrededor de 2 K, para los sistemas de CMA (China Meteorological Administration) y CPTEC, desde el 2009 hasta el 2014. Sin embargo, para los otros sistemas, como el del NCEP o ECMWF, los valores en general se encuentran sobre la línea central del diagrama. Respecto a las componentes del viento en 850 y 200 hPa para el Hemisferio Sur, el sistema de CPTEC muestra una subestimación de la dispersión del ensamble respecto al rmse, mientras que los otros sistemas poseen una representación adecuada.

Es decir que los resultados hallados en esta tesis, en particular la problemática en la subestimación de la dispersión del ensamble, concuerdan con el comportamiento del sistema de pronóstico del CPTEC. Esto representa un tema relevante para estudiar y buscar posibles soluciones con el fin de mejorar los sistemas de ensamble.

[6] http://gpvjma.ccs.hpcc.jp/TIGGE/tigge_scatter_diagram.html

Respecto al sistema de análisis se puede concluir que:

1) Considerando las variables termodinámicas (T y q) la dispersión del ensamble resulta menor que el error del análisis medio, en toda la vertical. Sin embargo, para la temperatura se observa que el coeficiente de correlación lineal supera 0.5 al menos en un nivel en todos los experimentos salvo en E-BPERT (el cual utiliza bordes perturbados).
2) Los diagramas de u y v evidencian una mejora en el coeficiente de correlación lineal entre el *spread* y el rmse en los experimentos E-MULTI (el cual incluye múltiples parametrizaciones), E-AIRS (en el que se asimilan los perfiles verticales termodinámicos estimados satelitalmente) y E-COMB (el cual utiliza bordes perturbados, incluye múltiples parametrizaciones y asimila perfiles de AIRS), respecto de E-CONTROL.

Histogramas de rangos.

Con el fin de evaluar la distribución de los pronósticos del ensamble, se calcularon los histogramas de rangos para los pronósticos a 3 y 6 horas que verifican a las 12 UTC. Es decir, para los pronósticos inicializados a las 09 y 06 UTC, respectivamente. Dado que los resultados son muy similares, se presentan sólo los diagramas de Talagrand correspondientes a los pronósticos de 3 horas, ya que es el plazo máximo que se utiliza en el ciclo de asimilación para computar el próximo análisis (por la Figura 2.3).

Los histogramas fueron construidos considerando como verdad tanto los análisis del ERA como los análisis medios de los experimentos WRF-LETKF, de manera de evaluar el ensamble a partir de dos referencias distintas. Se muestran los resultados para la altura geopotencial de 500 hPa; la temperatura, humedad específica y componente meridional de 850 hPa; y la componente zonal de 250 hPa, por ser las variables más utilizadas en este tipo de verificación. Cabe destacar que se incluye la cantidad de puntos de retícula utilizados debido a la presencia de puntos enmascarados en niveles bajos, lo que deriva en una variación en el total de los mismos.

En la Figura 3.78 se observa que el sistema de ensamble de los 5 experimentos tiende a sobrestimar la altura geopotencial, ya que los valores del ERA pertenecen al primer intervalo entre el 70 y el 90 % de las veces. Este resultado es coherente con los Bias negativos hallados en toda la vertical para los pronósticos a partir de la media del análisis (sección 3.1.2), que implican $HGT_{ERA} < HGT_{prono}$. Cabe aclarar que no se incluyen los histogramas correspondientes a la verificación con el análisis medio para esta variable, debido a dificultades para calcular la altura geopotencial a partir de los archivos

disponibles, de modo que sea comparable con los cálculos del módulo de posprocesamiento mediante el cual se obtuvieron los pronósticos.

El panorama de los histogramas de las variables termodinámicas en 850 hPa es distinto: tanto la temperatura como la humedad específica muestran que entre un 15 y 30 % de las veces los valores del ERA caen ya sea en el primer intervalo o en el último (Figuras 3.79 y 3.80). Es decir que para estos extremos la amplitud del ensamble no logra incluir a la verdad representada por el ERA, y en algunos casos todos los miembros la sobrestiman mientras que en otros la subestiman. El experimento E-MULTI es el que presenta las frecuencias relativas por debajo de 0.2 para todos los intervalos, para ambas variables.

Respecto a los histogramas realizados considerando el análisis medio de cada experimento como verdad, se puede observar que tanto para la temperatura como para la humedad específica de 850 hPa todos los intervalos muestran una frecuencia menor al 10 %, para todas las simulaciones (Figuras 3.81 y 3.82). Si bien la frecuencia de los extremos es mayor que la del resto de los intervalos, la diferencia sólo es entre 2 y 7 %, evidenciando que para estas variables el análisis medio se encuentra bien representado por el espectro del ensamble de pronósticos utilizados como campo preliminar (o *first guess*) en el ciclo de asimilación. El experimento E-MULTI es el que presenta las menores frecuencias relativas: por debajo de 0.06 para todos los intervalos, para ambas variables.

En la Figura 3.83 se observan los histogramas considerando el ERA como verdad para la componente meridional del viento en 850 hPa, cuyos resultados son similares a los hallados para T y q en el mismo nivel vertical, con valores menores al 25 % en todos los extremos. Para este caso el desempeño de E-MULTI y E-BPERT es muy parecido. A su vez, la estructura de los histogramas para la componente zonal en 250 hPa es como la hallada para las variables de 850 hPa, salvo que los últimos intervalos muestran frecuencias un poco mayores que los primeros (Figura 3.84).

En la Figura 3.85 se observa que los histogramas realizados teniendo en cuenta el análisis medio de cada experimento como verdad para la componente meridional del viento en 850 hPa, se comportan de manera similar a los construidos considerando el ERA como verdad, pero con valores menores al 10 % en todos los extremos. De esta manera la forma de “U” no es tan marcada ya que la frecuencia de los intervalos inferior y superior no se aleja demasiado de la frecuencia del resto de los intervalos. En particular E-MULTI posee frecuencias menores al 7 % para todos los rangos.

El comportamiento de los histogramas considerando el análisis medio como verdad de la componente zonal del viento en 250 hPa difiere del hallado en los histogramas construidos en base al ERA. En la Figura 3.86 se observa la presencia de un máximo de frecuencia relativo en la zona central de los

intervalos para todos los experimentos, más marcado para E-AIRS, indicando una concentración de los valores de los análisis medios en el centro de la distribución del ensamble de pronósticos. Cabe destacar que igualmente las frecuencias son bajas (menores a 6%), y en particular las correspondientes a E-CONTROL y E-MULTI se mantienen por debajo del 4 % para todos los rangos.

La forma de "U" de los histogramas construidos utilizando el ERA como verdad de las variables termodinámicas y las componentes del viento mostrados, indica tanto la posible falta de variabilidad del ensamble como la posibilidad de tener bias, o ambas características a la vez (*Hamill, 2001*). Este autor propone que sería necesario realizar histogramas de poblaciones más reducidas (es decir con una menor cantidad de puntos, tal vez en dominios más pequeños) para determinar si este comportamiento se repite, y así poder estimar la razón del mismo.

Si bien los histogramas obtenidos por *Hou y otros (2001)* para la temperatura de 850 hPa para los pronósticos a 12 horas no poseen una forma de "U", muestran un bias hacia las categorías mayores y la frecuencia relativa de la mayoría de los intervalos se encuentra entre 2 y 5 %. Las frecuencias halladas en este trabajo considerando el ERA como verdad son similares a dichos valores en todas las categorías menos en las correspondientes a los extremos (Figura 3.79). Asimismo, las frecuencias halladas considerando los análisis medios como verdad son más cercanos a los mostrados por dichos autores: entre 2 y 9 % (Figura 3.81).

No sucede lo mismo con los histogramas de la altura geopotencial de 500 hPa, para los cuales *Hou y otros (2001)* exponen frecuencias entre 2 y 8 % bastante parejas entre las categorías en el caso del pronóstico a 12 horas, mientras que en esta tesis las frecuencias son mucho menores salvo en el primer intervalo (Figura 3.78).

A modo de resumen, a partir de la evaluación de la distribución de los pronósticos del ensamble se puede destacar lo siguiente:

1) **Considerando el ERA como verdad**, los miembros del ensamble muestran dificultad para incluir los valores verdaderos dentro de su dispersión: las frecuencias relativas de los intervalos extremos resultan mayores que las del resto de los mismos, alcanzando valores de hasta 35 %. E-MULTI presenta el mejor desempeño.
2) **Considerando los análisis medios de cada experimento como verdad**, los miembros del ensamble logran contener los valores verdaderos dentro de su dispersión con frecuencias relativas de entre 3 y 10 %. E-MULTI presenta el mejor desempeño.

3) En particular, para la altura geopotencial de 500 hPa el primer intervalo condensa más del 70 % de la frecuencia relativa, evidenciando una sobrestimación respecto del ERA de dicha variable por todas las simulaciones.

3.2. Caso de estudio: Evento del 6 y 7 de Diciembre de 2012.

Si bien en la Sección anterior se realizó una evaluación exhaustiva de los experimentos en el período completo de dos meses, resulta de interés estudiar el impacto de la asimilación en un evento de precipitación intensa. De esta manera se complementa la evaluación estadística que en muchos casos puede no capturar las características de los resultados particulares para fenómenos extremos.

En el caso de estudio seleccionado se desarrolló un Sistema Convectivo de Mesoescala (MCS, por sus siglas en inglés) en la zona central y este de Argentina durante el 6 y 7 de Diciembre de 2012. Este tipo de sistemas es muy frecuente en nuestra región, y de hecho son responsables de más de la mitad de la precipitación total observada (*Vidal y Salio, 2010; Liu y otros, 2008*).

Este MCS se desarrolló en respuesta a la combinación de un frente frío que avanzaba lentamente desde el sudoeste y la presencia de la corriente en chorro de capas bajas de Sudamérica (SALLJ, por sus siglas en inglés) (*Salio y otros, 2007*), que favorece la advección de humedad desde latitudes subtropicales hacia el norte y centro de Argentina. En la Figura 3.87 se pueden observar las condiciones sinópticas en la región según los análisis del GDAS del 6 de Diciembre a las 00 UTC. En superficie un sistema de baja presión se encontraba en el Pacífico a punto de cruzar la cordillera, en tanto que en 500 hPa la circulación asociada con un centro cerrado y una vaguada extendida hacia el noroeste aportaba vorticidad ciclónica. En niveles altos la corriente en chorro estaba ubicada entre 30° y 35°S aproximadamente, con una circulación anticiclónica alrededor de Bolivia, mientras que en 850 hPa se presentaba un flujo del norte bordeando los Andes e ingresando hasta las provincias de Santa Fe y Córdoba.

En la Figura 3.88 se puede apreciar que dicho flujo del norte en niveles bajos se mantiene durante todo el día 6 de Diciembre, como también lo hace el núcleo cálido representado por los espesores 1000/500 hPa en el norte de Argentina (no mostrado). El gradiente de isoentrópicas se va intensificando sobre la provincia de Buenos Aires y con el paso de las horas éstas cambian su orientación de aproximadamente zonal a NW-SE. Los centros de mayor convergencia de humedad se encuentran por delante y/o sobre el sistema frontal.

Respecto a la nubosidad asociada, la Figura 3.89 resume mediante imágenes infrarrojas del GOES-13 la evolución del sistema desde su génesis en la noche del 5 de Diciembre hasta el comienzo de su decaimiento en la mañana del 7 de Diciembre. Una primera etapa se dio durante la madrugada del 6 de Diciembre con un sistema intenso que afectó a la provincia de Entre Ríos y al Uruguay, y con la posterior formación de otro sistema en Córdoba a las 06 UTC, como se puede observar en los topes nubosos (Figura 3.90). Este último fue creciendo y desplazándose hacia el este, fusionándose con el sistema remanente de Uruguay alrededor de la 10 UTC, alcanzando topes de -80°C al sur de Entre Ríos.

La segunda etapa consistió en la regeneración del sistema en una línea hacia el NW, abarcando en un principio el sur de Córdoba y Santa Fe, y el norte de Buenos Aires, entre las 16 y 19 UTC. Luego el MCS siguió intensificándose y desplazándose lentamente hacia el NE durante toda la madrugada del 7 de Diciembre. Comparando los campos de 850 hPa del GDAS con las imágenes de satélite se puede estimar que los sistemas convectivos pudieron regenerarse y sobrevivir durante tantas horas gracias al aporte constante de aire cálido y húmedo desde el norte.

A pesar de que en las estaciones meteorológicas no se registraron grandes valores acumulados de precipitación, mediante las estimaciones satelitales se pudieron detectar zonas donde el MCS descargó más de 100 mm de precipitación, como veremos más adelante. Por otro lado, en los medios de comunicación trascendió que en algunos barrios de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires se produjeron inundaciones[7], y lo mismo ocurrió en algunas localidades de Uruguay[8]. Asimismo, los habitantes de la ciudad de Dolores del país vecino registraron un tornado que produjo voladura de techos y árboles arrancados de raíz[9]. En Argentina también se observaron tornados por lo menos en Gualeguaychú (Entre Ríos) y en Bell Ville (Córdoba)[10]. Por último, se menciona que en algunas estaciones meteorológicas los observadores registraron ráfagas de entre 17 y 36 ms^{-1}, las cuales se detallarán posteriormente.

Los experimentos llevados a cabo para este caso de estudio consisten en pronósticos del WRF a 48 horas inicializados a las 00 UTC del 6 de Diciembre, usando como condición de borde los pronósticos del GFS cada 3 horas. Para cada experimento (E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB) se computaron 41 pronósticos: 40 inicializados con los análisis individuales de cada miembro del ensamble, y 1 pronóstico calculado a-posteriori como la media del ensamble. Además, se computó una simulación determinística utilizando como condición inicial el análisis del GFS de las 00 UTC del 6 de Diciembre (usando la misma configuración que E-CONTROL), con el fin de emular un sistema regional sin asimilación de datos, a la que se denomina WRF-GFS. Asimismo, los pronósticos del GFS se incluyen en la verificación que se presenta a continuación.

Cabe destacar que en el caso de E-BPERT y E-COMB se incluyeron las perturbaciones pertinentes en las condiciones de borde durante las 48 horas de pronóstico, siendo coherentes con las perturbaciones utilizadas para generar los análisis de las 00 UTC del 6 de Diciembre.

En la Figura 3.91 se muestran los diagramas de spaghetti de la altura geopotencial de 500 hPa para los 5 experimentos, para los plazos de 6 y 24 horas de pronóstico. Un rasgo que todas las simulaciones

[7] https://www.youtube.com/watch?v=1GS1nmt7PFY
[8] http://bcpsalto.blogspot.com.ar/2012/12/81112-tornado-en-dolores-inundaciones.html
[9] http://www.subrayado.com.uy/Site/noticia/19152/impresionante-tornado-azoto-dolores-causando-destrozos
[10] https://es.wikipedia.org/wiki/Pasillo_de_los_Tornados

comparten es que las líneas correspondientes a 5500 y 5700 m se encuentran más o menos cercanas a las del GDAS, mientras que las líneas de 5860 m están muy alejadas de las de los análisis. Es decir que en la región nor-noreste del dominio se pronostica una altura geopotencial mayor a la provista por los GDAS. Este resultado coincide con la sobrestimación de HGT respecto del ERA hallada durante el período completo de estudio en la Sección 3.1. Es preciso señalar que dado que el gradiente de geopotencial es proporcional al parámetro de Coriolis, en latitudes bajas dicho gradiente es menor, y por lo tanto la dispersión puede ser mayor en esa región.

Los experimentos que muestran una menor dispersión entre los miembros son E-CONTROL y E-AIRS, tanto en estos horarios como en los no mostrados. Por su parte, E-MULTI presenta mayor dispersión en las líneas de 5500 y 5860 m, mientras que E-BPERT y E-COMB tienen mucha variación entre sus miembros respecto a la posición de las 3 isolíneas de geopotencial, lo que implica que la perturbación en los bordes tuvo el efecto esperado de aumentar la dispersión. Además estas 3 simulaciones muestran una dispersión mayor entre sus miembros para las latitudes subtropicales.

Con el fin de evaluar los pronósticos del entorno en 850 hPa, nivel muy significativo en el desarrollo del MCS, se calculó la media de los pronósticos de todos los miembros del ensamble de cada experimento. En la Figura 3.92 se muestran los campos correspondientes a las 06 UTC del 6 de Diciembre y a las 00 UTC del 7 de Diciembre. Las diferencias en la ubicación e intensidad de los máximos de convergencia de humedad entre los experimentos son evidentes, en ambos horarios. También difiere la intensidad del flujo y la dirección del mismo según la región, aunque todas las simulaciones muestran viento del norte en la zona norte de Argentina. Asimismo, la orientación y apretamiento de las isolíneas de temperatura potencial equivalente es distinta según el experimento. Esto implica que tanto la iniciación como la evolución del sistema cambiará entre las simulaciones. Respecto a lo expresado por el GDAS (Figura 3.88), E-AIRS muestra el comportamiento más parecido. Los pronósticos del WRF-GFS también muestran un posicionamiento distinto de la zona frontal y los centros de convergencia de humedad en 850 hPa, sobre todo a las 00 UTC del 7 de Diciembre (Figura 3.93).

La precipitación acumulada en 12 horas estimada por TMPA (Sección 2.5) y pronosticada por los experimentos se muestra en la Figura 3.94. Se seleccionó el período comprendido entre las 18 UTC del 6 de Diciembre y las 06 UTC del 7 de Diciembre, que pertenece a la segunda etapa del MCS y fue cuando precipitó con mayor intensidad. Los máximos según TMPA, los cuales sobrepasan los 130 mm y están marcados en la figura con un rectángulo, se observan en el Río de la Plata, el NE de la Provincia de Buenos Aires, el sur de Entre Ríos y el SW de Uruguay (regiones en donde los medios informaron que se produjeron anegaciones). A su vez, se observan valores de entre 70 y 100 mm en algunas zonas de Córdoba y Santa Fe. La media de los pronósticos de los 40 miembros de cada experimento subestima estos valores, y dependiendo de la simulación la región del máximo se ubica en diferentes lugares. Por ejemplo, E-CONTROL la ubica en Entre Ríos y Uruguay bastante cerca de lo estimado por

TMPA, aunque con valores menores de 40 mm. En tanto que E-AIRS pronostica un acumulado de hasta 100 mm en el centro de Entre Ríos con una estructura similar a TMPA ligeramente desplazada hacia el norte. Por otro lado, ambos experimentos pronostican precipitación en el SE de la provincia de Buenos Aires, siendo que hubo otro núcleo de lluvia pero en el SW de dicha provincia.

La característica de predecir el área de precipitación más importante desplazada hacia el norte respecto de TMPA, es común a los 5 experimentos pero se ve exacerbada en E-BPERT. El mismo pronostica una región elongada en sentido NW-SE entre Santiago del Estero y Uruguay, con valores que no sobrepasan los 30 mm, es decir muy bajos. Este resultado se explica probablemente por los campos de 850 hPa del 7 de Diciembre a las 00 UTC (Figura 3.92) donde se observa correspondencia con las zonas de convergencia de humedad, pero que a la vez éstas son poco intensas. En general, los pronósticos de las áreas de precipitación de cada experimento muestran bastante coincidencia con las zonas de convergencia de humedad en 850 hPa.

Respecto al experimento sin asimilación de datos (WRF-GFS), se observa que algunos máximos de precipitación se encuentran desplazados hacia el norte, mientras que otros se ubican en Entre Ríos y Uruguay en concordancia con TMPA, y con valores de hasta 100 mm. El modelo GFS, por su parte, pronostica acumulados mayores a 150 mm pero desplazados hacia el SE respecto de la región de máxima precipitación estimada por TMPA. Igualmente, también pronostica zonas con intensidades de hasta 70 y 100 mm sobre Entre Ríos, Uruguay, Sante Fe y Córdoba, en coincidencia con las regiones de TMPA. El comportamiento de la precipitación tanto en WRF-GFS como en GFS también se puede relacionar con el comportamiento de la convergencia de humedad en 850 hPa (Figura 3.93).

Cabe destacar que tanto WRF-GFS como GFS muestran una sobrestimación sobre el Atlántico, en la región SE del dominio mostrado en la Figura 3.94, que también se observa en E-CONTROL, E-AIRS y E-COMB aunque con valores menores. En tanto que E-MULTI y E-BPERT pronostican valores más similares a los de TMPA en dicha zona.

Con el fin de ahondar en el comportamiento de la precipitación, y como un paso previo al análisis de los miembros del ensamble, se calculó la media de la precipitación acumulada en 12 horas para cada subgrupo de miembros que comparten el mismo conjunto de parametrizaciones físicas según la Tabla 2.3, para E-MULTI (Figura 3.95) y E-COMB (Figura 3.96). Es decir que se calcularon promedios entre 4 o 5 miembros del ensamble. Los paneles están ubicados de manera que cada columna posee la misma parametrización de cumulus y cada fila la misma parametrización de capa límite (o sea de forma análoga a lo presentado en la Tabla 2.3).

En ambos experimentos se observa que los grupos más similares entre sí son los que comparten la parametrización de cumulus, lo cual tiene sentido ya que ésta juega un papel muy importante en la

producción de precipitación. Igualmente también se diferencian los resultados de las distintas configuraciones de capa límite. Una característica que se destaca es la mayor intensidad de precipitación pronosticada en áreas variadas, las cuales se suavizan mucho al realizar el promedio de los 40 miembros. Particularmente, en E-MULTI se observa que los grupos que comparten la parametrización de Grell (C, F, I) desplazan el sistema hacia el norte respecto de TMPA, mientras que los grupos de Kain-Fritsch (A, D, G) y de Betts-Miller-Janjic (B, E, H) muestran un patrón de precipitación más parecido al estimado. Los resultados de E-COMB son similares pero los grupos de Betts-Miller-Janjic pronostican una intensidad mucho menor que los de E-MULTI.

En particular, el grupo B de E-MULTI, que utiliza el esquema de YSU de capa límite, presenta un patrón que se acerca más al de TMPA que la media de los 40 miembros de dicho experimento. Se puede decir lo mismo de E-COMB, a pesar de la subestimación en los acumulados. Si bien este análisis corresponde a un sólo caso de estudio, se quiere mencionar que otros trabajos han sugerido que el esquema de YSU ofrece una mejor representación de los procesos de la capa límite en el WRF sobre el Sudeste de Sudamérica (ej. *Ruiz y otros, 2010*).

Dadas las diferencias halladas entre los subgrupos del ensamble para los experimentos de múltiples esquemas, es pertinente analizar la precipitación pronosticada por cada miembro en cada experimento ya que es muy probable que alguno de ellos muestre un mejor desempeño que la media del ensamble. Un rasgo importante a analizar en los pronósticos de precipitación es la representación de la evolución del sistema, y es por esto que se calculó el promedio areal de la precipitación acumulada cada 3 horas durante el período del 6 de Diciembre a las 06 UTC al 7 de Diciembre a las 18 UTC, en el dominio comprendido entre 29° y 37°S y 62° y 53°W, al cual se denomina D-36h. En la Figura 3.97 se muestra la evolución de dicho promedio según la estimación TMPA, y los pronósticos de WRF-GFS, GFS y los miembros de cada simulación WRF-LETKF.

Tanto E-CONTROL como E-MULTI y E-AIRS representan un aumento de precipitación menor al estimado por TMPA y unas horas más tarde, pero la estructura es similar. En particular E-AIRS muestra los valores más cercanos a TMPA. En cambio, E-BPERT y algunos miembros de E-COMB pronostican una evolución más achatada. A partir de las 06 UTC del 7 de Diciembre (momento de decaimiento del sistema) todos los miembros de todos los WRF-LETKF se encuentran cerca de TMPA. Respecto al WRF-GFS se observa que el comportamiento es similar a la estimación TMPA aunque no muestra un máximo claro durante la madurez del sistema. En tanto que el GFS pronostica una evolución parecida a la de TMPA, con sobrestimación hacia el final del período.

Particularmente para el período de mayor intensidad de precipitación, entre las 18 UTC del 6 de Diciembre y las 06 UTC del 7 de Diciembre, se calcularon los estadísticos BIASS, ETS, POD y FAR, considerando la estimación TMPA como verdad, para los pronósticos de los 40 miembros de ensamble

de cada experimento y para el WRF-GFS (Figuras 3.98 a 3.103). Se utilizó el área comprendida entre 32º y 36ºS y 62º y 54ºW, al cual se denomina D-12h, por ser el dominio en donde la TMPA registró los mayores acumulados (Figura 3.94).

Respecto al BIASS una característica común a todas las simulaciones es la subestimación que muestran para todos los umbrales: el estadístico es menor que uno en casi la totalidad de los casos, en concordancia con lo observado en la evolución temporal de las tasas de precipitación (Figura 3.98). En los umbrales más pequeños, entre 0.5 y 2 mm $(3h)^{-1}$, algunos miembros alcanzan valores de BIASS muy cercanos a 1, e incluso iguales, lo que implica un buen desempeño. Sin embargo para los umbrales de 15 y 20 mm $(3h)^{-1}$ el estadístico decae a valores de entre 0 y 0.2 aproximadamente. En comparación con el WRF-GFS, E-BPERT es el único en el que todos los miembros tienen un BIASS más pequeño para todos los umbrales, indicando un desempeño peor. En cambio, el resto de los experimentos muestran miembros con BIASS más grandes que los del WRF-GFS, evidenciando un beneficio en la asimilación de datos. Por último, a pesar de que E-AIRS posee la menor dispersión entre los miembros, sus valores son más cercanos a la unidad, mostrando el mejor desempeño.

En la evaluación del pronóstico de precipitación del modelo ETA del CPTEC de 40 km de resolución presentada por *Chou y da Silva (2003)* para la zona centro-sur de Sudamérica, los valores de BIASS son mayores a 1 para los umbrales menores a 19 mm $(24h)^{-1}$ (lo que equivaldría a 2.3 mm $(3h)^{-1}$ aproximadamente) considerando un período anual. En tanto que para umbrales de hasta 50.8 mm $(24h)^{-1}$ el BIASS indica una subestimación de la precipitación, llegando a un valor del estadístico de 0.3. Dicho umbral sería comparable con el planteado en este trabajo de 6 mm $(3h)^{-1}$, para el cual miembros de todos los experimentos (a excepción de E-BPERT) superan 0.5.

El valor esperado del ETS para un pronóstico perfecto es de 1. Sin embargo, en la Figura 3.99 se puede observar que los 5 experimentos y el WRF-GFS muestran valores menores a 0.3 para todos los umbrales, lo cual indica una habilidad baja desde el punto de vista de dicho estadístico. E-AIRS y E-MULTI son los que poseen los miembros con los valores más elevados. Se destaca la contribución positiva de la asimilación de datos en el pronóstico de precipitación, ya que se observa que la mayoría de los miembros de todos los WRF-LETKF poseen valores de ETS mayores que WRF-GFS, indicando un mejor desempeño.

En el artículo de *Chou y da Silva (2003)* mencionado previamente el ETS también muestra una disminución a medida que los umbrales son mayores: para el umbral de 6.3 mm $(24h)^{-1}$ (comparable con 0.8 mm $(3h)^{-1}$) es de 0.3, en tanto que a partir de los 19 mm $(24h)^{-1}$ el ETS es menor que 0.2. Dichos valores son similares a los hallados en esta tesis.

Ebert y otros (2003) realizaron un estudio de verificación de pronósticos de precipitación de modelos globales y regionales sobre Estados Unidos (con resoluciones entre 0.2° y 0.9°), Alemania (con resoluciones entre 0.25° y 1°) y Australia (con resoluciones entre 0.3° y 2.5°). Uno de sus resultados es que los valores de ETS para los períodos de verano son menores que durante el resto del año, evidenciando una dificultad por parte de los modelos en representar los sistemas estivales. Asimismo, para un período anual, sobre Estados Unidos el ETS decae de 0.4 para 2 mm $(24h)^{-1}$, a valores de 0.2 y 0.1 para los umbrales de 20 mm $(24h)^{-1}$ (comparable con 2.5 mm $(3h)^{-1}$) y 50 mm $(24h)^{-1}$ (comparable con 6.25 mm $(3h)^{-1}$), respectivamente. Sobre Alemania el comportamiento del estadístico es similar: de 0.6 para 1 mm $(24h)^{-1}$ decae a 0.2 para 20 mm $(24h)^{-1}$. En tanto que para la zona de latitudes medias de Australia el ETS se encuentra entre 0.3 y 0.4 para umbrales menores a 5 mm $(24h)^{-1}$, disminuyendo hasta 0.1 ó 0.2 (dependiendo el modelo) para 50 mm $(24h)^{-1}$. Dichos resultados se encuentran en el orden de los hallados en el presente trabajo.

La probabilidad de detección se representa con el POD en la Figura 3.100. Al igual que para el BIASS, todos los miembros de E-BPERT muestran un desempeño peor que el WRF-GFS para todos los umbrales. Los otros experimentos poseen varios miembros (E-CONTROL, E-MULTI, E-COMB) o casi la totalidad de miembros (E-AIRS) con un POD mayor que el de WRF-GFS. Los valores del estadístico superan los 0.6 para al menos un miembro del ensamble para los umbrales menores a 4 mm $(3h)^{-1}$ de E-AIRS y los menores a 5 mm $(3h)^{-1}$ de E-MULTI.

Mc Bride y Ebert (2000) muestran el desempeño del pronóstico de precipitación de siete modelos con resoluciones de entre 0.5° y 2.5° sobre Australia durante un año, distinguiendo el período de invierno y verano. Para la época estival encuentran valores de POD que varían entre 0.5 y 0.8 según el modelo para el umbral de 5 mm $(24h)^{-1}$ (comparable a 0.6 mm $(3h)^{-1}$), y valores entre 0.1 y 0.3 para 50 mm $(24h)^{-1}$ (comparable con 6.25 mm $(3h)^{-1}$). Es decir que el POD hallado para el presente caso de estudio se encuentra en el mismo orden que el hallado por dichos autores, e incluso evidencia un mejor desempeño.

Respecto al FAR, éste se mantiene menor o igual a 0.4 en todos los umbrales considerados en al menos un miembro en los 5 experimentos (Figura 3.101). Más aún, todos presentan miembros con el estadístico más cercano a cero que WRF-GFS, lo que implica una menor tasa de falsas alarmas de las simulaciones con asimilación de datos. E-AIRS (especialmente), E-CONTROL y E-MULTI corroboran esto con todos sus miembros para casi la totalidad de los umbrales.

Cabe destacar que estos resultados son comparables con los mostrados por *Mc Bride y Ebert (2000)* en Australia, quienes obtuvieron valores de FAR de entre 0.2 y 0.5 para 5 mm $(24h)^{-1}$ durante el verano, y entre 0.6 y 0.9 para 50 mm $(24h)^{-1}$.

La evaluación de estos cuatro estadísticos sugiere, una vez más, la importancia de poder hacer uso de los pronósticos de cada miembro del ensamble, en especial al tratarse de la variable precipitación. Además, muestra que en muchos casos el pronóstico del WRF-GFS es superado por los pronósticos inicializados con los análisis del sistema de asimilación de datos WRF-LETKF.

Para finalizar con el estudio de la precipitación, se indagó en las funciones de distribución de probabilidad volumétrica de todos los miembros de ensamble y de la estimación TMPA mediante la Ecuación 2.23. En la Figura 3.102 se muestran los resultados de cada experimento en un panel diferente, aunque todos incluyen la PDF correspondiente a TMPA con el fin de que la comparación sea más sencilla. A su vez, se presentan en otro panel los resultados de la PDF del WRF-GFS y del GFS. Al igual que para el cálculo de los estadísticos, el dominio utilizado es el D-12h y los cálculos se realizaron a partir de la tasa de precipitación cada 3 horas.

Se puede observar que todos los experimentos muestran una subestimación respecto a las tasas de precipitación estimadas por TMPA. Es decir, muestran frecuencias mayores de tasas pequeñas y frecuencias menores de tasas más grandes, lo que probablemente resulta en un valor acumulado final menor al estimado (lo que concuerda con los resultados previos). Igualmente, la dispersión entre los miembros es considerable, y de hecho para las tasas más grandes se pueden distinguir miembros con frecuencias cercanas a las de TMPA en todos los experimentos menos en E-BPERT, que se encuentra muy desfasado hacia las tasas pequeñas. Respecto al WRF-GFS se advierte la misma problemática, pero no así con el GFS, modelo que muestra una estructura de PDF muy similar a la de TMPA, sugiriendo que la mayor resolución espacial favorece al pronóstico de precipitación. Dicha similitud junto con las frecuencias un poco mayores en las tasas más grandes, probablemente explican los grandes valores acumulados producidos por el GFS, a pesar de estar desfasados espacialmente con los máximos de TMPA (Figura 3.94). Es oportuno recordar que para el cálculo de las PDF no se considera la ubicación espacial de los datos, es decir, se realizan los cómputos sin discriminar el origen puntual de la tasa de precipitación. Por eso el análisis de las PDF constituye un complemento al análisis de los estadísticos BIASS, ETS, POD y FAR, los cuales son calculados comparando los pronósticos con la verdad punto a punto.

Como se mencionó anteriormente, en algunas estaciones meteorológicas del SMN de la provincia de Córdoba se registraron ráfagas de viento entre las 20 UTC del 6 de Diciembre y las 06 UTC del 7 de Diciembre. Dentro de dicho período en Río Cuarto (33°S - 64.14°W) se observaron ráfagas de 52 nudos (00:50 UTC), 48 nudos (01:35 UTC) y 35 nudos (02:43 UTC). En tanto que en Pilar (31.68°S - 63.9°W) se registró una ráfaga de 24 nudos (02 UTC) y en el Observatorio de Córdoba (31.24°S - 64.11°W) dos ráfagas de 41 nudos a las 02:57 y 03:10 UTC. En Marcos Juarez (32.7°S - 62.1°W) las ráfagas alcanzaron los 72 nudos a las 20:22 UTC, y también se registraron algunas de 47 nudos (19:57 UTC), 38 nudos (01 UTC) y 44 nudos (02:24 UTC). Por último, en Córdoba Aero (31.19°S - 64.13°W) las ráfagas observadas

fueron de 32 nudos (22:50 UTC), 34 nudos (23:15 UTC), 42 nudos (03:25 UTC) y 30 nudos (05:50 UTC). Resulta relevante analizar el comportamiento de las simulaciones en dichas estaciones ya que un pronóstico acertado de ráfagas en superficie es de utilidad no sólo para la comunidad en general y actores como Defensa Civil, sino también para proveedores y usuarios de energía eólica[11].

Con el fin de evaluar si los experimentos pronosticaron vientos intensos para estas localidades, se computó la variable "*gustsfc*" disponible en el post-procesamiento Unipost del NCEP, la cual estima la rafagosidad. Primero se calcula el exceso de velocidad de viento en cada nivel dentro del espesor de la CLP respecto de la velocidad de viento en superficie, y luego el valor pesado de exceso máximo se suma al viento de superficie[12].

En la Figura 3.103 se muestra la evolución temporal de esta variable para los 40 miembros de cada experimento, para la estación Córdoba Aero. Una característica que comparten las cinco simulaciones es que aproximadamente a las 00 UTC del 7 de Diciembre la intensidad de las ráfagas comienza a aumentar. Respecto al *spread*, E-AIRS, E-CONTROL y E-BPERT muestran poca dispersión entre los miembros, mientras que E-MULTI y E-COMB tienen una amplitud mayor entre los valores pronosticados de *gustsfc*. Probablemente esto se debe a que el esquema de CLP utilizado influye mucho en el cómputo de las ráfagas, dado que se utiliza el viento en todo el espesor de la capa límite. De esta manera, los experimentos que incluyen 3 parametrizaciones distintas entre sus miembros alcanzan la mayor dispersión.

Se destaca que E-CONTROL posee 2 miembros que pronostican ráfagas mayores a 25 ms^{-1} a las 03 UTC, E-COMB posee 1 miembro que las pronostica a las 02 UTC y E-BPERT muestra algunos miembros que alcanzan ráfagas mayores a esta magnitud a las 03 y 05 UTC. Estos horarios se encuentran dentro de la franja nocturna en donde se registraron los vientos de entre 30 y 42 nudos en la estación, es decir de entre 15 y 21 ms^{-1} aproximadamente.

Otro rasgo presente en los 5 experimentos es la presencia de algunas ráfagas máximas durante la madrugada del 6 de Diciembre, las cuales no se corresponden con observaciones registradas en la estación, ya que no se registraron ráfagas en ese período. Una posible causa es que los modelos hayan simulado el sistema que se formó en el NE de la provincia desplazado hacia el Oeste.

Cabe destacar que el comportamiento es similar en las otras cuatro estaciones meteorológicas, tanto el aumento en la intensidad de *gustsfc* durante la madrugada del 7 de Diciembre como la presencia de uno o más miembros del ensamble con ráfagas máximas en la mayoría de los experimentos.

---

[11] http://web.mit.edu/windenergy/windweek/Presentations/Brower_MIT_Wind_Workshop.pdf
[12] La explicación detallada de la variable *gustsfc* de Unipost se encuentra en http://ruc.noaa.gov/rr/RAP_var_diagnosis.html#gust

En síntesis, a partir de la evaluación de las simulaciones en un caso de estudio particular se destacan los siguientes puntos:

1) Las diferencias halladas entre las simulaciones WRF-LETKF en el posicionamiento de la zona frontal en 850 hPa y en las zonas e intensidad de la convergencia de humedad en dicho nivel, se tradujeron claramente en diferencias en los campos de precipitación pronosticada.
2) Todos los experimentos muestran una subestimación en los valores acumulados de precipitación respecto de TMPA.
3) Los estadísticos ETS, BIASS, FAR y POD calculados para distintos umbrales de precipitación, indican que los miembros de WRF-LETKF en muchas ocasiones superan el desempeño del WRF-GFS, evidenciando un impacto positivo de la asimilación de datos.
4) Mediante las PDF se observa que las 5 simulaciones pronostican frecuencias mayores de tasas pequeñas de precipitación y frecuencias menores de tasas más grandes, lo que probablemente resulta en un valor acumulado final menor al estimado.
5) El GFS muestra un mejor desempeño que el WRF-GFS, lo que sugiere la importancia de la resolución espacial del modelo: 27 km versus 40 km.
6) Los experimentos fueron capaces de pronosticar ráfagas en superficie en la provincia de Córdoba, en concordancia con lo observado en las estaciones meteorológicas.
7) Las simulaciones E-MULTI, E-BPERT y E-COMB son las que mostraron una mayor dispersión entre sus miembros en las variables evaluadas (altura geopotencial de 500 hPa, precipitación, ráfagas).
8) La simulación E-AIRS mostró en general el mejor desempeño, evidenciando la importancia de la asimilación de los perfiles termodinámicos.

4. Conclusiones

En este trabajo de tesis se planteó el estudio de la sensibilidad de distintas características del sistema de asimilación WRF-LETKF con el fin de obtener una configuración adecuada para la región de Argentina, de forma tal de lograr un sistema eficiente que pueda ser implementado en forma operativa en un futuro cercano. Se realizaron experimentos numéricos para el período de prueba Noviembre-Diciembre de 2012, generando ocho análisis diarios a partir de observaciones reales provenientes tanto de mediciones convencionales como de satélites.

Se evaluó el impacto en los análisis y pronósticos de los ajustes realizados en los experimentos E-CONTROL, E-MULTI (uso de múltiples parametrizaciones físicas), E-AIRS (inclusión de estimaciones satelitales de perfiles verticales termodinámicos), E-BPERT (uso de bordes perturbados) y E-COMB (utilización de múltiples esquemas físicos y bordes perturbados, e inclusión de los perfiles AIRS); cuyas características detalladas se describieron en la Sección 2.3.

Si bien la evaluación de diversos estadísticos para distintos plazos de pronóstico dentro del período bimestral arrojó resultados dependientes de las variables y el nivel considerado, se encontraron características propias del desempeño de cada experimento en particular. Se destaca la habilidad superior de E-AIRS respecto a E-CONTROL en la mayoría de los casos, lo cual demuestra la importancia de la inclusión de observaciones termodinámicas de radianzas satelitales, todavia no incluida en este sistema LETKF de asimilación de datos, pero representada por las estimaciones satelitales de temperatura y humedad de AIRS (ej. Figura 3.29). Se detecta un aumento en la dispersión del ensamble de E-MULTI, como era esperado debido a la utilización de múltiples esquemas físicos, y también un mejor desempeño respecto de E-CONTROL (ej. Figura 3.6).

A pesar de que el experimento que incluye las perturbaciones en los bordes (E-BPERT) logró incrementar la variabilidad de los miembros del ensamble, su desempeño fue inferior al de E-CONTROL (ej. Figura 3.32), probablemente debido al método sencillo utilizado para la generación de las perturbaciones, que no considera los “errores del día”. Se estima que esto también impactó negativamente en el desempeño del experimento que combina distintas parametrizaciones físicas, bordes perturbados e incluye los AIRS, es decir E-COMB, el cual generalmente es inferior a E-AIRS y E-MULTI (ej. Figura 3.37).

En el caso de estudio analizado se evidenció la ventaja de disponer de un pronóstico por ensambles que presenta un conjunto de posibles soluciones, ya que algunos miembros logran representar los fenómenos extremos con mayor precisión (ej. Figura 3.99). Esto se destaca en especial al utilizar distintos esquemas de parametrizaciones físicas (ej. Figuras 3.95, 3.102). Dado que la resolución de las simulaciones es de 40 km, es probable que si se computan con una mayor resolución el desempeño de

los pronósticos sea mejor, ya que el sistema que se quiere representar es de mesoescala (*Mass y otros, 2002*). Igualmente se destaca que a pesar de mostrar una subestimación de la precipitación en todos los experimentos, se logra un pronóstico satisfactorio de ráfagas en superficie. Todos los experimentos logran representar en alguno de sus miembros las ráfagas que fueron observadas en las estaciones meteorológicas de Córdoba (Figura 3.103).

Teniendo en consideración todo lo expuesto, este trabajo de tesis logra responder las preguntas planteadas en la Sección 1.4, avanzando en el estudio de las características del sistema de asimilación WRF-LETKF aplicado a la región sur de Sudamérica. A continuación se puntualizan las respuestas a las preguntas planteadas:

- Es posible generar un conjunto de análisis cada 3 horas consistente mediante el sistema WRF-LETKF asimilando datos reales en Argentina, con un costo computacional de procesamiento accesible. Tanto los análisis como los pronósticos resultan de una calidad razonable (a pesar de que en general los errores son mayores a los correspondientes al GFS, son del mismo orden); y el valor agregado que ofrece el sistema de ensamble es de suma importancia para poder generar pronósticos probabilísticos.

- La utilización de un sistema multi esquema compuesto por combinaciones entre parametrizaciones de cumulus y capa límite planetaria, permite mejorar el desempeño de los análisis y pronósticos en la mayoría de los casos, y a la vez brinda un aumento en la dispersión de los miembros del ensamble.

- La inclusión de perfiles verticales de temperatura y humedad estimados a partir de datos satelitales AIRS en el sistema de asimilación, impacta positivamente en los análisis y pronósticos producidos por el sistema WRF-LETKF, lo cual se debe a la falta de este tipo de datos en la región.

- La dispersión entre los miembros del ensamble aumentó poco en algunas variables a partir de perturbar las condiciones de borde. Más aún, no se observaron mejoras en la calidad de los análisis y pronósticos, probablemente debido al método particular usado en la generación de perturbaciones.

A partir de estos resultados y la experiencia adquirida mediante el presente trabajo de tesis se plantean las siguientes recomendaciones para una implementación del sistema WRF-LETKF en la región:

- Resulta importante diseñar un sistema multi esquema en el cual se utilicen distintas parametrizaciones físicas para los miembros del ensamble, con el fin de aumentar la dispersión de los mismos y poder abarcar la mayor cantidad de situaciones meteorológicas. A su vez, sería de utilidad explorar la combinación de esquemas de otras parametrizaciones, por ejemplo las de microfísica y radiación.

- A pesar de que las observaciones contenidas en los archivos PREPBUFR fueron de utilidad para los experimentos presentados, se recomienda obtener las observaciones a asimilar directamente desde la fuente que las generan, con el fin de reducir tiempos de espera. Se destaca la necesidad de incluir los perfiles verticales termodinámicos de los AIRS. A su vez, se estima que en la medida en que la cantidad de observaciones disponibles aumente, el desempeño del sistema puede mejorar.

- Es altamente probable que al incorporar la asimilación de radianzas infrarrojas y de microondas el desempeño del sistema mejore notablemente, en vistas a los resultados alentadores obtenidos mediante la inclusión de perfiles verticales termodinámicos.

- Dado que la dispersión del ensamble resultó pequeña, incluso con el aumento alcanzado mediante el multi esquema y los bordes perturbados, se recomienda evaluar estrategias para perturbar las condiciones de borde con el fin de enriquecer el sistema de ensamble (*Yang y otros, 2015; Houtekamer y Zhang, 2016*).

- Se considera que el desempeño del sistema WRF-LETKF se puede ver favorecido mediante el uso de otras técnicas de inflación, como ser la planteada por *Whitaker y Hamill (2012)* o *Ying y Zhang (2015)*, las cuales además de mostrar resultados convenientes no necesitan un período de spin-up, como la utilizada en esta tesis.

- Por tratarse de un sistema regional, se recomienda la utilización de una resolución horizontal mayor, por ejemplo entre 10 y 20 km, con el fin de obtener un mayor valor agregado y así poder simular más adecuadamente los sistemas de mesoescala. Más aún, la implementación de un WRF-LETKF de estas características puede ser de utilidad para inicializar y/o proveer de condiciones de borde a un modelo con resolución mayor a 5 km en un dominio más pequeño.

Se destaca que los resultados mostrados en el presente trabajo constituyen las bases para el diseño de un sistema de asimilación de datos reales moderno y eficiente para el sur de Sudamérica. Si bien

existen varios aspectos en los cuales es necesario progresar, se pudo ver que el rendimiento del WRF-LETKF es satisfactorio para la implementación de un sistema regional.

Para finalizar, se señala que además de avanzar con pruebas dirigidas a evaluar el uso de otro método de inflación, otra manera de perturbar los bordes, y la utilización de una mayor resolución en el modelo, se plantean como trabajos a futuro la implementación del filtro de bajo costo propuesto por *Kalnay y Yang (2010)*, con el fin de mejorar la calidad de los análisis, y la incursión en un método de asimilación híbrido, por ejemplo el sugerido por *Penny (2014)*. Aún queda mucho camino por recorrer.

5. Glosario

3D-Var: Método de asimilación variacional de 3 dimensiones
4D-Var: Método de asimilación variacional de 4 dimensiones
ADPSFC: Se refiere a las observaciones provenientes de estaciones de superficie en los archivos PREPBUFR.
ADPUPA: Se refiere a las observaciones provenientes de radiosondeos en los archivos PREPBUFR.
AIRCFT: Se refiere a las observaciones provenientes de aviones en los archivos PREPBUFR.
AIRS: Atmospheric Infrared Sounder (Sondeo Infrarrojo de la atmósfera)
AMV: Atmospheric Motion Vector (vector de movimiento atmosférico)
ARWpost: Paquete de post procesamiento del WRF
ASCAT: Advanced Scatterometer
BIASS: Bias Score
BRAMS: Brazilian developments on the Regional Atmospheric Modelling System (modelo de pronóstico numérico)
CFSR: Climate Forecast System Reanalysis (Sistema de reanálisis del NCEP)
CHUVA-SUL: Campaña de medición llevada a cabo en Santa María, Brasil, en 2012
CIMA: Centro de Investigaciones del Mar y la Atmósfera
CLP: Capa Límite Planetaria
CMA: China Meteorological Administration
CMC: Canadian Meteorological Centre
CPTEC: Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climaticos
DISP: Error de dispersión
DSP: Dispersión del ensamble
DTE: Difference Total Energy (Diferencia de Energía Total)
E-AIRS: Denominación para el experimento descrito en la Sección 2.3.4
E-BPERT: Denominación para el experimento descrito en la Sección 2.3.3
ECMWF: European Centre for Medium-Range Weather Forecasts
E-CONTROL: Denominación para el experimento descrito en la Sección 2.3.1
E-COMB: Denominación para el experimento descrito en la Sección 2.3.5
EES: Error de Energía Seca
EEST: Error de Energía Seca Total
EMC: Environmental Modeling Center
E-MULTI: Denominación para el experimento descrito en la Sección 2.3.2
ENIAC: Electronic Numerical Integrator and Computer
EnKF: Ensemble Kalman Filter
ERA: ERA-Interim, conjunto de reanálisis globales producidos por ECMWF
ETA: Modelo de pronóstico Numérico Eta

ETS: Equitable Threat Score
FAR: False Alarm Rate
GDAS: Global Data Assimilation System (Sistema de Asimilación Global)
GFS: Global Forecasting System (Sistema Global de Pronóstico Numérico)
GOES: Geostationary Operational Environmental Satellite (Satélite geoestacionario)
GSI: Gridpoint Statistical Interpolation
HGT: Altura geopotencial
HPC: High Performance Computing (Computadora de alto desempeño)
JMA: Japan Meteorological Agency
LAM: Limited Area Model (Modelo de área limitada)
LEO: Low Earth Orbit (Órbita baja terrestre)
LETKF: Local Ensemble Transform Kalman Filter (Filtro de Kalman por ensambles, localizado y transformado)
MCS: Mesoscale Convective System (Sistema convectivo de mesoescala)
MNBIAS: Bias de la media
MSE: Mean Square Error (Error cuadrático medio)
NASA: National Aeronautics and Space Administration (EEUU)
NCEP: National Centers for Environmental Prediction (EEUU)
NOAA: National Oceanic and Atmospheric Administration (EEUU)
OI: Optimal Interpolation
OMM: Organización Meteorológica Mundial
PDF: Probability Distribution Function
POD: Probability of Detection
PREPBUFR: Prepared data in Binary Universal Form for Representation of Meteorological Data.
RM_DTE: Root Mean Difference Total Energy (Raíz del promedio de la diferencia de energía total)
RMSD: Root-mean-square Difference (Raíz de la diferencia cuadrática media)
RMSE: Root-mean-square Error (Raíz del error cuadrático medio)
SADI: Sistema de Asimilación de Datos Intermitente
SALLJEX: South American Low Level Jet Experiment
SATWND: Se refiere a las estimaciones satelitales de viento de los satélites geoestacionarios en los archivos PREPBUFR.
SDBIAS: Bias del desvío estándar
SFCSHP: Se refiere a las observaciones provenientes de barcos en los archivos PREPBUFR.
SMARA: Servicio de Meteorología de la Armada de la República Argentina
SMN: Servicio Meteorológico Nacional de Argentina
SNCAD: Sistema Nacional de Computación de Alto Desempeño
TIGGE: The International Grand Global Ensemble (base de datos globales de ensambles)
TMPA: TRMM Multi-satellite Precipitation Analysis, en este caso la versión 3B42-V7

TRMM: Tropical Rainfall Measuring Mission
UKMO: United Kingdom Meteorological Office
WIGOS: WMO Integrated Global Observing System
WMO: World Meteorological Organization
WRF: Weather Research and Forecasting (modelo de pronóstico numérico)
WRF-LETKF: Sistema de asimilación LETKF acoplado al WRF

6. Bibliografía.

Anderson, J.L., S.L. Anderson, 1999: A Monte Carlo implementation of the nonlinear filtering problem to produce ensemble assimilations and forecasts. Mon. Wea. Rev., 127, 2741–2758, doi:10.1175/1520-0493(1999)127,2741:AMCIOT.2.0.CO;2.

Amitai, E., W. Petersen, X. Llort, and S. Vasiloff, 2011: Multiplatform comparisons of rain intensity for extreme precipitation events. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 50, 675–686, doi:10.1109/TGRS.2011.2162737.

Auligné, T., B. Ménétrier, A. C. Lorenc, M. Buehner, 2016: Ensemble-Variational Integrated Localized Data Assimilation. Mon. Wea. Rev., 144, 3677-3696, http://dx.doi.org/10.1175/MWR-D-15-0252.1

Azevedo, H., and L. G. de Goncalves, 2015: Observing system experiment in the CPTEC/INPE 3D-Var data assimilation system. Fourth Int. Symp. on Data Assimilation, Kobe, Japan, RIKEN Advanced Institute for Computational Science, P-19.
[Available online at http://data-assimilation.jp/isda2015/program/abstract.php?id5P-19.]

Bergman, K. H., 1979: Multivariate analysis of temperatures and winds using optimum interpolation. Mon. Wea. Rev., 107, 1423-1444.

Blatter, P., M. Pulido, J. Ruiz, 2015: Asimilación regional en América del Sur. CONGREMET XII, 26 a 29 de Mayo de 2015; Mar del Plata. Resumen disponible https://sites.google.com/site/congremet2015/

Bormann, N., S. Saarinen, G. Kelly, J.-N. Thepaut, 2003: The spatial structure of observation errors in atmospheric motions vectors from geostationary satellite data. Mon. Wea. Rev., 131, 706-718

Bormann, N., A. Hernandez-Carrascal, R. Borde, H.-J. Lutz, J.A. Otkin, S. Wanzong, 2014: Atmospheric Motion Vectors from model simulations. Part I: Methods and characterization as single-level estimates of wind. J. of Appl. Met. and Clim., vol 53, 47-64, DOI: 10.1175/JAMC-D-12-0336.1

Bouttier, F., G. Kelly, 2001: Observing-system experiments in the ECMWF 4D-Var data assimilation system. Q. J. Roy. Meteorol. Soc. 127, 14691488.

Brown, M.D., C. Wooldridge, 2016: Identifying and quantifying benefits of meteorological satellites. BAMS, 182-185, DOI :10.1175/BAMS-D-14-00224.1.

Buehner, M., A. Mahidjiba, 2010: Sensitivity of global ensemble forecasts to the initial ensemble mean and perturbations: comparisons of EnKF, singular vector, and 4D-var approaches. Mon. Wea. Rev., 138, 3886-3904, DOI: 10.1175/2010MWR3296.1

Cardinali, C. 2009: Monitoring the observation impact on the short-range forecast. Q. J. Roy. Meteorol. Soc. 135, 239250

Chen, F., J. Dudhia, 2001: Coupling an advanced land surface–hydrology model with the Penn State–NCAR MM5 modeling system. Part I: Model description and implementation. Mon. Wea. Rev., 129, 569–585, doi:10.1175/1520-0493(2001)129,0569:CAALSH.2.0.CO;2.

Chou, S. C., G. A. Justi da Silva, 2003: Objective evaluation of ETA model precipitation forecasts over South America. Revista Climanálise, no.1,
http://climanalise.cptec.inpe.br/~rclimanl/revista/pdf/ETA_Chou.pdf

Clayton, A. M., A. C. Lorenc, D. M. Barker, 2013: Operational implementation of a hybrid ensemble/4D-Var global data assimilation system at the Met Office. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 139, 1445–1461, doi:10.1002/qj.2054.

Collini, E.A., L. Ferreira, M. E. Dillon, S. Osores, G. Pujol, P. Martin, M. Suaya, A. Folch, 2011: Different aspects of WRF-ARW applications at the National Meteorological Service and Naval Hydrographic Service of Argentina. 2011 WGNE Blue Book.

Collini, E., M.S. Osores, A. Folch, J. G. Viramonte, G. Villarosa, G. Salmuni, 2012: "Volcanic ash forecast during the June 2011 Cordón Caulle eruption", Natural Hazards, online publication, DOI:10.1007/s11069-012-0492-y

da Silva, A. M., J. Pfaendtner, J. Guo, M. Sienkiewicz, S. Cohn, 1995: Assessing the effects of data selection with DAO's Physical-Space Statistical Analysis System. Proc. Second Int. Symp. on Assimilation of Observation in Meteorology and Oceanography, Tokyo, Japan, WMO/TD.651
Dee, D.P. and co-authors, 2011: The ERA-Interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system, Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 137, 553-597, doi: 10.1002/qj.828

Dillon, M. E., Y. García Skabar, J. Ruiz, E. Kalnay, E. A. Collini, P. Echevarría, M. Saucedo, T. Miyoshi, M. Kunii, 2016: Application of the WRF-LETKF data assimilation system over southern South America: Sensitivity to model physics. Wea. Forecasting, 31, 217–236, doi:10.1175/WAF-D-14-00157.1

Dudhia, J., 1989: Numerical study of convection observed during the Winter Monsoon Experiment using a mesoscale two-dimensional model. J. Atmos. Sci., 46, 3077–3107, doi:10.1175/1520-0469(1989)046,3077:NSOCOD.2.0.CO;2.

Ebert, E. E., U. Damrath, W. Wergen, M. E. Baldwin, 2003: The WGNE assessment of short-term quantitative precipitation forecasts. BAMS, 481-492

Etala, M. P., E. A. Collini, E. Gonzalez, 1987: Análisis objetivo del SMARA, su verificación durante el período del FGGE e impacto de Boyas. V Congreso Argentino de Meteorología, 30 de noviembre al 4 de diciembre de 1987, Buenos Aires, Argentina.

Evensen, G., 2009: Data assimilation. The ensemble Kalman filter. Second Edition. Springer, pp 307.

Fertig E. J., J. Harlim, B. R. Hunt, 2007: A comparative study of 4D-VAR an 4D Ensemble Kalman Filter: perfect model simulations with Lorenz-96. Tellus A, 59: 96–100, DOI: 10.1111/j.1600-0870.2006.00205.x

Fillion, L., H. L. Mitchell, H. Ritchie, A. Staniforth, 1995: The impact of a digital filter finalization technique in a global data assimilation system. Tellus, 47A, 304–323, doi:10.1034/j.1600-0870.1995.t01-2-00002.x.

Forsythe, M., 2007: Atmospheric Motion Vectors: Past, Present and Future. ECMWF Seminar on Recent development in the use of satellite observations in NWP, 3-7 September 2007. http://www.ecmwf.int/sites/default/files/elibrary/2008/9445-atmospheric-motion-vectors-past-present-and-future.pdf

Fortin, V., M. Abaza, F. Anctil, R. Turcotte, 2014: Why should ensemble spread match the RMSE of the ensemble mean? J. of Hydromet., vol 15, 1708-1713 DOI: 10.1175/JHM-D-14-0008.1

García Skabar, Y., 1997: Análisis objetivo regional para inicializar un modelo de diez niveles en forma operativa. Tesis de licenciatura en ciencias de la atmósfera, DCAO, FCEyN, UBA.

García Skabar, Y., M. Nicolini, 2009: Enriched analyses with assimilation of SALLJEX data. J. Appl. Meteor. Climatol., 48, 2425–2440, doi:10.1175/2009JAMC2091.1.

García Skabar, Y., L. Vidal, P. Salio, M. Nicolini, 2011: Experimental high-resolution forecast in a region of Argentina. Working group in Numerical Experimentation (WGNE) Research Activities in Atmospheric and Oceanic Modelling (Blue book), 5, Pag 09-10. Online:
http://www.wmo.int/pages/about/sec/rescrosscut/resdept_wgne.html

García Skabar, Y., M. Nicolini, 2014: Impact of enriched analyses on regional numerical forecasts over southeastern south america during Salljex. Revista Brasilera de Meteorología, Vol. 29, Nº3, 315 – 330.

Gaspari, G., S. E. Cohn, 1999: Construction of correlation functions in two and three dimensions. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 125, 723–757, doi:10.1002/qj.49712555417.

Goncalves L., B. Silveira, C. Cossetin, L. Sapucci, E. Vendrasco, E. Khamis, 2016: Assessment of the CPTEC/INPE operational Rapid Refresh data assimilation cycle over South America. Geophysical Research Abstracts; Vol. 18, EGU2016-17968; http://meetingorganizer.copernicus.org/EGU2016/EGU2016-17968.pdf

Grell, G. A., D. Devenyi, 2002: A generalized approach to parameterizing convection combining ensemble and data assimilation techniques. Geophys. Res. Lett., 29, 1693, doi:10.1029/2002GL015311.

Greybush, S. J., E. Kalnay, T. Miyoshi, K. Ide, B. R. Hunt, 2011: Balance and Ensemble Kalman Filter localization techniques. Mon. Wea. Rev., vol 139, 511-522

Gustafsson, N., X.-Y. Huang, X. Yang, K. Mogensen, M. Lindskog, O. Vignes, T. Wilhelmsson, S. Thorsteinsson, 2012: Four-dimensional variational data assimilation for a limited area model. Tellus A, 64, 14985, DOI: 10.3402/tellusa.v64i0.14985

Hamill, T. M., 1999: Hypothesis tests for evaluating numerical precipitation forecasts. Wea. And For., 14, 155-167

Hamill, T. M., C. Snyder, 2000: A hybrid ensemble Kalman filter-3D variational analysis scheme. Mon. Wea. Rev., 128, 2905–2919, doi:10.1175/1520-0493(2000)128,2905:AHEKFV.2.0.CO;2.

Hamill, T. M., 2001: Interpretation of rank histograms for verifying ensemble forecasts. Mon. Wea. Rev., 129, 550–560, doi:10.1175/1520-0493(2001)129,0550:IORHFV.2.0.CO;2.

Hamill, T. M., J. S., Whitaker, C. Snyder, 2001: Distance-dependent filtering of background error covariance estimates in an ensemble Kalman filter. Mon. Wea. Rev., 129, 2776–2790, doi:10.1175/1520-0493(2001)129,2776:DDFOBE.2.0.CO;2.

Hamill, T. M., J. S. Whitaker, 2001: What constrains spread growth in forecasts initialized from ensemble Kalman filters? Mon. Wea. Rev., 139, 117–131, doi:10.1175/2010MWR3246.1.

Hamrud, M., M. Bonavita, L. Isaksen, 2014: EnKF and hybrid gain ensemble data assimilation. ECMWF Tech. Memo. 733, 36 pp.

Harms, D. E., S. Raman, R. V. Madala, 1992: An Examination of Four-Dimensional Data- Assimilation Techniques for Numerical Weather Prediction. Bull. Amer. Meteor. Soc., 73, No. 4, pp. 425–440.

Herdies, D. L., S. H. Ferreira, J. P. Bonatti, R. Cintra, A. da Silva, 2002: O sistema de assimilaçao de dados atmosféricos global do CPTEC/INPE. XII Congresso Brasileiro de Meteorologia, Foz de Iguaçu, Brazil, Sociedade Brasileira de Meteorologia, 4028–4033.

Herdies, D. L., J. A. Aravéquia, S. H. Ferreira, R. V. Andreoli, L. F. Sapucci, J. G. Z. Mattos, 2007: Assimilaçao de dados no CPTEC/INPE (Data assimilation in CPTEC/INPE). 12 pp. [Available online at assimila.cptec.inpe.br/~rassmla/pubs/pub_r09.pdf.]

Hong, S.-Y., J.-O. J. Lim, 2006: The WRF single-moment 6-class microphysics scheme (WSM6). J. Korean Meteor. Soc.,42, 129–151.

Hong, S.-Y., Y. Noh, J. Dudhia, 2006: A new vertical diffusion package with an explicit treatment of entrainment processes. Mon. Wea. Rev., 134, 2318–2341, doi:10.1175/MWR3199.1.

Hou, D., E. Kalnay, K. K. Droegemeier, 2001: Objective verification of the SAMEX ‘98 ensemble forecasts. Mon. Wea. Rev., vol 129, 73-91

Houtekamer, P. L., H. L. Mitchell, 2001: A sequential ensemble Kalman filter for atmospheric data assimilation. Mon. Wea. Rev., 129, 123–137, doi:10.1175/1520-0493(2001)129,0123:ASEKFF.2.0.CO;2

Houtekamer, P. L., H. L. Mitchell, X. Deng, 2009: Model error representation in an operational ensemble Kalman filter. Mon. Wea. Rev., 137, 2126–2143, doi:10.1175/2008MWR2737.1.

Houtekamer, P. L., X. Deng, H. L. Mitchell, S.-J. Baek, and N. Gagnon, 2014a: Higher resolution in an operational ensemble Kalman filter. Mon. Wea. Rev., 142, 1143–1162, doi:10.1175/MWR-D-13-00138.1.

Houtekamer, P. L., F. Zhang, 2016: Review of the Ensemble Kalman Filter for atmospheric data assimilation. Mon. Wea. Rev., vol 144, 4489-4532, DOI: 10.1175/MWR-D-15-0440.1

Huffman, G. J., D. T. Bolvin, 2013: TRMM and other data precipitation data set documentation. NASA Goddard Space Flight Center, 42 pp. [Available online at ftp://precip.gsfc.nasa.gov/pub/trmmdocs/3B42_3B43_doc.pdf.]

Huffman, G. J., y coautores, 2007: The TRMM Multisatellite Precipitation Analysis (TMPA): Quasi-global, multiyear, combined-sensor precipitation estimates at fine scales. J. Hydrometeor., 8, 38–55, doi:10.1175/JHM560.1.

Hunt, B. R., E. J. Kostelich, I. Szunyogh, 2007: Efficient data assimilation for spatiotemporal chaos: A local ensemble transform Kalman filter. Physica D, 230, 112–126, doi:10.1016/j.physd.2006.11.008

Janjic, Z. I., 1994: The step-mountain eta coordinate model: Further developments of the convection, viscous sublayer, and turbulence closure schemes. Mon. Wea. Rev., 122, 927–945, doi:10.1175/1520-0493(1994)122,0927:TSMECM.2.0.CO;2.

Janjic, Z. I., 2002: Nonsingular implementation of the Mellor–Yamada level 2.5 scheme in the NCEP Meso Model. NCEP Office Note 437, 61 pp.

Jones, T. A., D. J. Stensrud, 2012: Assimilating AIRS temperature and mixing ratio profiles using an ensemble Kalman filter approach for convective-scale forecasts. Wea. and For., 27, 541–564, doi:10.1175/WAF-D-11-00090.1.

Jung, B.-J., H. M. Kim, F. Zhang, C.-C. Wu, 2012: Effect of targeted dropsonde observations and best track data on the track forecasts of Typhoon Sinlaku (2008) using an ensemble Kalman filter. Tellus A, 64, 14984, DOI: 10.3402/tellusa.v64i0.14984

Kain, J. S., 2004: The Kain–Fritsch convective parameterization: An update. J. Appl. Meteor., 43, 170–181, doi:10.1175/1520-0450(2004)043,0170:TKCPAU.2.0.CO;2.

Kalnay, E., 2003: Atmospheric Modeling, Data Assimilation and Predictability. Cambridge University Press, 341 pp.

Kalnay, E., H. Li, T. Miyoshi, S.-C. Yang, J. Ballabrera-Poy, 2007: 4D-Var or ensemble Kalman filter? Tellus, 59A, 758–773, doi:10.1111/j.1600-0870.2007.00261.x.

Kalnay E., S.-C. Yang, 2010: Accelerating the spin-up of ensemble Kalman filtering. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 136, 1644–1651,doi:10.1002/qj.652.

Keyser, D., 2013: PREPBUFR processing at NCEP. NOAA/NWS/NCEP/EMC. [Available online at http://www.emc.ncep.noaa.gov/mmb/data_processing/prepbufr.doc/document.htm.]

Kleist, D. T., 2012: An evaluation of hybrid variational–ensemble data assimilation for the NCEP GFS. Ph.D. thesis, University of Maryland, College Park, 149 pp.

Kleist, D. T., 2015: Hybrid methods. JCSDA Summer Colloquium on Data Assimilation, Fort Collins, CO, USA, 27 de julio al 7 de agosto de 2015.

Kleist, D. T., K. Ide, 2015a: An OSSE-based evaluation of hybrid variational-ensemble data assimilation for the NCEP GFS. Part I: System description and 3D-hybrid results. Mon. Wea. Rev., 143, 433–451, doi:10.1175/MWR-D-13-00351.1.

Kleist, D. T., K. Ide, 2015b: An OSSE-based evaluation of hybrid variational-ensemble data assimilation for the NCEP GFS. Part II: 4DEnVar and hybrid variants. Mon. Wea. Rev., 143, 452–470, doi:10.1175/MWR-D-13-00350.1

Kotsuki, S., T. Miyoshi, K. Terasaki, G.-Y. Lien, E. Kalnay, 2016: Assimilating the global satellite mapping of precipitation data with the Nonhydrostatic Icosahedral Atmospheric Model (NICAM), J. Geophys. Res. Atmos., 122, doi:10.1002/2016JD025355

Lahoz, W., B. Khattatov y R. Ménard, 2010: Data assimilation. Making sense of observations. Springer, pp. 718, ISBN 978-3-540-74702-4

Li H., E. Kalnay, T. Miyoshi, 2009: Simultaneous estimation of covariance inflation and observation errors within an ensemble Kalman filter. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 135, 523-533.

Liu, C., Zipser, E., Cecil, D., Nesbitt, S.W., Sherwood, S., 2008: A cloud and precipitation feature database from nine years of TRMM observations. J. Appl. Meteor. Climatol. 47, 2712–2728

Lord, S., G. Gayno, F., Yang, 2015: Analysis of an observing system experiment for the joint polar satellite system. BAMS, pp 1409-1426, DOI:10.1175/BAMS-D-14-00207.1

Lorenc, A. C., 2003: Modelling of error covariances by four-dimensional variational data assimilation. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 129, 3167–3182, doi:10.1256/qj.02.131.

Machado, L., y coautores, 2013: The CHUVA field campaign: Overview. CHUVA Int. Workshop, San Pablo, Brazil, Satellite Division and Environmental Systems/CPTEC. [Available online at http://chuvaproject.cptec.inpe.br/portal/workshop/materials.html.]

Maldonado P. S., 2016: Evaluación preliminar de un sistema de asimilación de datos de radar basado en el filtro de Kalman por ensambles. Tesis de Licenciatura en Ciencias de la Atmósfera, DCAO, UBA.

Mass, C. F., D. Ovens, K. Westrick, B. A. Colle, 2002: Does increasing horizontal resolution produce more skillful forecasts? Bull. Amer. Meteor. Soc., 83, 407–430, doi:10.1175/1520-0477(2002)083,0407:DIHRPM.2.3.CO;2.

Matsudo C., García Skabar Y., J. J. Ruiz, L. Vidal, P. Salio, 2015: Verification of WRF-ARW convective-resolving forecasts over Southeastern South America. Mausam Special Issue on Forecast Verification, 66, 3 (July 2015), 445-456.

Mc Bride, J. L., E. E. Ebert, 2000: Verification of quantitative precipitation forecasts from Operational Numerical Weather prediction models over Australia. Wea. and For., vol 15, 103-121.

Meng, Z., F. Zhang, 2007: Tests of an ensemble Kalman filter for mesoscale and regional-scale data assimilation. Part II: Imperfect model experiments. Mon. Wea. Rev., 135, 1403–1423, doi:10.1175/MWR3352.1.

Meng, Z., F. Zhang, 2011: Limited-area ensemble-based data assimilation. Mon. Wea. Rev., 139, 2025–2045, doi:10.1175/2011MWR3418.1.

Miyoshi, T., S. Yamane, T. Enomoto, 2007: Localizing the error covariance by physical distances within a Local Ensemble Transform Kalman Filter (LETKF). SOLA, vol 3, 89-92, doi:10.2151/sola.2007 023

Miyoshi, T., 2011: The Gaussian approach to adaptive covariance inflation and its implementation with the local ensemble transform Kalman filter. Mon. Wea. Rev., 139, 1519–1535, doi:10.1175/2010MWR3570.1.

Miyoshi, T., M. Kunii, 2011: The local ensemble transform Kalman filter with the Weather Research and Forecasting Model: Experiments with real observations. Pure Appl. Geophys., 169, 321–333, doi:10.1007/s00024-011-0373-4.

Miyoshi, T., M. Kunii, 2012: Using AIRS retrievals in the WRF-LETKF system to improve regional numerical weather prediction. Tellus, 64A, 18408, doi:10.3402/tellusa.v64i0.18408.

Miyoshi, T., K. Kondo, and T. Imamura, 2014: The 10,240-member ensemble Kalman filtering with an intermediate AGCM. Geophys. Res. Lett., 41, 5264–5271, doi:10.1002/2014GL060863

Miyoshi T., M. Kunii, J. Ruiz, G-Y Lien, S. Satoh, T. Ushio, K. Bessho, H. Seko, H. Tomita, Y. Ishikawa, 2016: "Big Data Assimilation" revolutionazing severe weather prediction. BAMS, Vol 97, No 8, 1347-1354, http://journals.ametsoc.org/doi/pdf/10.1175/BAMS-D-15-00144.1

Mlawer, E. J., S. J. Taubman, P. D. Brown, M. J. Iacono, S. A. Clough, 1997: Radiative transfer for inhomogeneous atmosphere: RRTM, a validated correlated-k model for the long-wave. J. Geophys. Res., 102, 16 663–16 682, doi:10.1029/97JD00237.

Molteni, F., R. Buizza, T. N. Palmer, T. Petroliagis, 1996: The new ECMWF Ensemble Prediction System: Methodology and validation. Quart. J. Roy. Meteor. Soc. 122, 73-119.

Nuré, E., E.A. Collini, 2011: Aplicación de la tecnología SIG para la representación de información climática marina en el Atlántico Sur. Meteorologica, vol. 36, no. 1, ISSN 1850-468X

Ota, Y., J. C. Derber, E. Kalnay, T. Miyoshi, 2013: Ensemble-based observation impact estimates using the NCEP GFS. Tellus A, vol 65, 20038, http://dx.doi.org/10.3402/tellusa.v65i0.20038

Palmer, T. N., F. Molteni, R. Mureau, R. Buizza, P. Chapelet, J. Tribbia, 1993: Ensemble prediction. ECMWF Seminar Proceedings on Validation of models over Europe. Vol 1. ECMWF, Shinfield Park, Reading, UK.

Pauley, P., N. Baker, R. Langland, L. Xu, D. Merkova, R. Gelaro, C. Velden, 2012: The impact of satellite atmospheric motion vectors in the U.S. Navy Global Data Assimilation System—The superob procedure. Extended Abstracts, 11th Int. Winds Workshop, Auckland, New Zealand, EUMETSAT. [Available online at http://www.eumetsat.int/website/wcm/idc/idcplg?IdcService5GET_FILE&dDocName5PDF_CONF_P60_S4_10_PAULEY_V&RevisionSelectionMethod5LatestReleased&Rendition5Web.]

Penny, S. G., 2014: The hybrid local ensemble transform Kalman filter. Mon. Wea. Rev., 142, 2139–2149, doi:10.1175/MWR-D-13-00131.1.

Piccolo, C., 2011: Growth of forecast errors from covariances modeled by 4DVAR and ETKF methods. Mon. Wea. Rev., 139, 1505-1518, DOI: 10.1175/2010MWR3182.1

Pu, Z., L. Zhang, 2010: Validation of Atmospheric Infrared Sounder temperature and moisture profiles over tropical oceans and their impact on numerical simulations of tropical cyclones. J. of Geophysical Res., vol 115, D24114, doi:10.1029/2010JD014258.

Rainwater, S., B. Hunt, 2013: Mixed-resolution ensemble data assimilation. Mon. Wea. Rev., vol 141, 3007-3021

Reale, O., J. Susskind, R. Rosenberg, E. Brin, E. Liu, L. P. Riishojgaard, J. Terry, J.C. Jusem, 2008: Improving forecast skill by assimilation of quality-controlled AIRS temperature retrievals under partially cloudy conditions. Geophys. Res. Lett., 35, L08809

Ruiz, J. J., C. Saulo, J. Nogués-Paegle, 2010: WRF Model sensitivity to choice of parameterization over South America: Validation against surface variables. Mon. Wea. Rev., 138, 3342–3355, doi:10.1175/2010MWR3358.1.

Saha, S., y coautores, 2010: The NCEP Climate Forecast System Reanalysis. Bull Amer Met. Soc., 91, 1015-1057.

Salio, P., M. Nicolini, E. J. Zipser, 2007: Mesoscale convective systems over southeastern South America and their relationship with the South American low-level jet. Mon. Wea. Rev.,
135, 1290–1309, doi:10.1175/MWR3305.1.

Salio, P., M. P. Hobouchian, Y. García Skabar, D. Vila, 2014: Evaluation of high-resolution satellite precipitation estimates over southern South America using a dense rain gauge network. Atmos. Res., 163, 146–161, doi:10.1016/j.atmosres.2014.11.017.

Saucedo, M., C. Saulo, J. Ruiz, 2014: Sensitivity experiments to design a regional assimilation system combining the LETKF and the WRF model. World Weather Open Science Conference, Montreal, Canadá, 16 al 21 de Agosto de 2014.

Saucedo M., 2016: Estudio de los efectos de diferentes fuentes de error sobre la calidad de los análisis generados por un sistema de asimilación por filtros de Kalman. Tesis de doctorado, DCAO, FCEyN, UBA.

Saulo, C., S. Cardazzo, J. Ruiz, C. Campetella, A. Rolla, 2008: El sistema de pronóstico experimental del Centro de Investigaciones del Mar y la Atmósfera. Meteorológica, Vol. 33, 83 - 97.

Skamarock, W., y coautores, 2008: A description of the Advanced Research WRF version 3. NCAR Tech. Note TN–4681STR, 113 pp., doi:10.5065/D68S4MVH

Sobash, R. A., D.J. Stensrud, 2013: The impact of covariance localization for radar data on enKF analyses of a developing MCS: Observing system simulation experiments. Mon. Wea. Rev., 141, 3691-3709, doi: 10.1175/MWR-D-12-00203.1

Stensrud D.J., L.J. Wicker, M. Xue, D.T. Dawson, N. Yussouf, D.M. Wheatley, T.E. Thompson, N.A. Snook, T.M. Smith, A.D. Schenkman, C. K. Potvin, E.R. Mansell, T. Lei, K.M. Kuhlman, Y. Jung, T.A. Jones, J. Gao, M.C. Coniglio, H.E. Brooks, K.A. Brewster, 2013: Progress and challenges with Warn-on-Forecast. Atmos. Res., 123, 2-16. doi:10.1016/j.atmosres.2012.04.004

Suaya M., R. Valdivieso, 2009: Modelo ETA SMN 2003-2008: usos, experiencias y resultados. CONGREMET X/CLIMET XIII, Buenos Aires, Argentina. Versión en CD, 13 pp

Sukoriansky, S., B. Galperin, V. Perov, 2005: Application of a new spectral model of stratified turbulence to the atmospheric boundary layer over sea ice. Bound.-Layer Meteor., 117, 231–257, doi:10.1007/s10546-004-6848-4.

Sun J., H. Wang, 2013: Radar data assimilation with WRF 4D-Var. Part II: Comparison with 3D-Var for a squall line over the U.S. Great Plains. Mon. Wea. Rev., 141, 2245-2264, doi: 10.1175/MWR-D-12-00169.1

Sun J., M. Xue, J.W. Wilson, I. Zawadszki, S.P. Ballard, J. Onvlee-Hooimeyer, P. Joe, D.M. Barker, P.W. Li, B. Golding, M. Xu, J. Pinto, 2014: Use of NWP for nowcasting convective precipitation: recent progress and challenges. BAMS 95, 409-426. doi:10.1175/BAMS-D-11-00263.1

Susskind J., 2011: Improved temperature sounding and quality control methodology using AIRS/AMSU data: The AIRS Science Team Version 5 retrieval algorithm. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 49, 883-907, doi: 10.1109/TGRS.2010.2070508

Szunyogh, I., E. J. Kostelich, G. Gyarmati, E. Kalnay, B. R. Hunt, E. Ott, E. Satterfield, J. A. Yorke, 2008: A local ensemble transform Kalman filter data assimilation system for the NCEP global model. Tellus, 60A, 113–130, doi:10.1111/j.1600-0870.2007.00274.x.

Talagrand O., 1997: Assimilation of observations: An introduction. Journal of the Meteorological Society of Japan, 75, 191 – 205.

Toth, Z., E. Kalnay, 1993: Ensemble forecasting at NMC: the generation of perturbations. Bull. Amer. Meteor. Soc. 74, 2317-2330.

Toth, Z., E. Kalnay, 1997: Ensemble Forecasting at NCEP: the breeding method. Mon. Wea. Rev. 125, 3297-3318.

Tracton, M. S., E. Kalnay, 1993: Ensemble forecasting at NMC: Practical aspects. Wea. Forecasting 8, 379-398.

Vera C., E. A. Collini, M.P. Etala , 1991: Utilización del método de interpolación optimal en el sistema de asimilación de datos del SMARA. VI Congreso Argentino de Meteorología, 23 al 27 de septiembre de 1991, Bs. As., Argentina.

Vera, C., 1992: Un sistema de asimilación de datos para la región extratropical de Sudamérica. Tesis de doctorado, DCAO, FCEyN, UBA.

Vera, C., y coautores, 2006: The South American Low-Level Jet Experiment. Bull. Amer. Meteor. Soc., 87, 63–77, doi:10.1175/BAMS-87-1-63.

Verspeek, J. A., A. Stoffelen, M. Portabella, H. Bonekamp, C. Anderson, J. Figa, 2009: Validation and calibration of ASCAT using CMOD5.n. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 48, 386–395, doi:10.1109/TGRS.2009.2027896.

Vidal, L., Salio, P., 2010: Mesoscale convective systems over South America: differences between the Amazon Basin and La Plata Basin. AGU, 2010: Meeting of the Americas, August 8–13. Foz do Iguaçu. Brazil.

Wang, X., D. Barker, C. Snyder, T. Hamill, 2008: A hybrid ETKF–3DVAR data assimilation scheme for the WRF Model. Part I: Observing system simulation experiment. Mon. Wea. Rev., 136, 5116–5131, doi:10.1175/2008MWR2444.1.

Wang, H., J. Sun, X. Zhang, X-Y Huang, T. Auligné, 2012: Radar data assimilation with WRF 4D-Var. Part I: system development and preliminary testing. Mon. Wea. Rev., 141, 2224-2244. *DOI: http://dx.doi.org/10.1175/MWR-D-12-00168.1*

Wang X., D. Parrish, D. Kleist, J. Whitaker, 2013: GSI 3DVar-Based ensemble-variational hybrid data assimilation for NCEP global forecast system: single-resolution experiments. Mon. Wea. Rev., Vol 141, pp 4098-4117, DOI: http://dx.doi.org/10.1175/MWR-D-12-00141.1

Wang, X., T. Lei, 2014: GSI-based four-dimensional ensemble-variational (4DEnsVar) data assimilation: Formulation and single- resolution experiments with real data for NCEP global forecast system. Mon. Wea. Rev., 142, 3303–3325, doi:10.1175/MWR-D-13-00303.1

Warner T., L. Key, A. Lario, 1989: Sensitivity of mesoscale model forecast skill to some initial data characteristics: data density, data position, analysis procedure and measurement error. Mon. Wea. Rev., 117, No 6, 1281 – 1310.

Warner, T. T., R. A. Peterson, R. E. Treadon, 1997: A tutorial on lateral boundary conditions as a basic and potentially serious limitation to regional numerical weather prediction. Bull. Amer. Meteor. Soc., 78, 2599–2617, doi:10.1175/1520-0477(1997)078,2599:ATOLBC.2.0.CO;2.

Weler, R. A. y coautores, 2010: Assessment of interseasonal to interannual climate prediction and predictability. The National Academies Press, Estados Unidos, pp. 182.

Whitaker, J. S., T. M. Hamill, X. Wei, Y. Song, Z. Toth, 2008: Ensemble data assimilation with the NCEP Global Forecast System. Mon. Wea. Rev., vol 136, 463-482

Whitaker, J. S., T. M. Hamill, 2012: Evaluating methods to account for system errors in ensemble data assimilation. Mon. Wea. Rev., 140, 3078–3089, doi:10.1175/MWR-D-11-00276.1.

Wilks, D.S., 1995: Statistical Methods in the Atmospheric Sciences. Academic Press, 467 pp.

Yang, S.-C., E. Kalnay, T. Enomoto, 2015: Ensemble singular vectors and their use as additive inflation in LETKF. Tellus A, vol 67, 26536, http://dx.doi.org/10.3402/tellusa.v67.26536

Ying, Y., F. Zhang, 2015: An adaptive covariance relaxation method for ensemble data assimilation. Q. J. RMets, DOI:10.1002/qj.2576

Zapotocny, T. H., J.A. Jung, J.F.L. Marshall, R.E. Treadon, 2007: A two-season impact study of satellite and in situ data in the NCEP Global Data Assimilation System. Wea. Forecast. 22, 887909.

Zapotocny, T. H., J.A. Jung, J.F.L. Marshall, R.E. Treadon, 2008: A two-season impact study of four satellite data types and rawinsonde data in the NCEP Global Data Assimilation System. Wea. Forecast. 23, 80100

Zhang, F., 2005: Dynamics and structure of mesoscale error covariance of a winter cyclone estimated through short-range ensemble forecasts. Mon. Wea. Rev., 133, 2876–2893.

Zhang F., Z. Meng, A. Askoy, 2006: Tests of an Ensemble Kalman Filter for Mesoscale and regional-scale data assimilation. Part I: perfect model experiments. Mon. Wea. Rev., vol 134, 722-736.

Figuras del Capítulo 1: Introducción

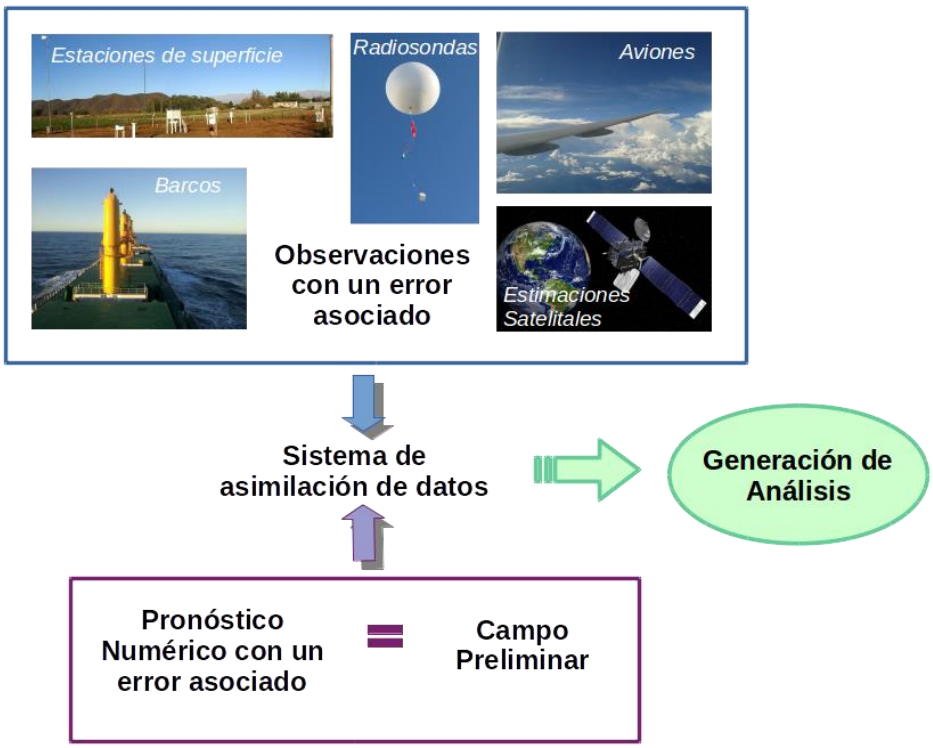


Figura 1.1. Esquema de un sistema de asimilación de datos: se combinan las observaciones disponibles con un pronóstico numérico (también denominado campo preliminar), para obtener un análisis. Para cualquier sistema de asimilación de datos se necesita conocer los errores asociados tanto a las observaciones como al campo preliminar.

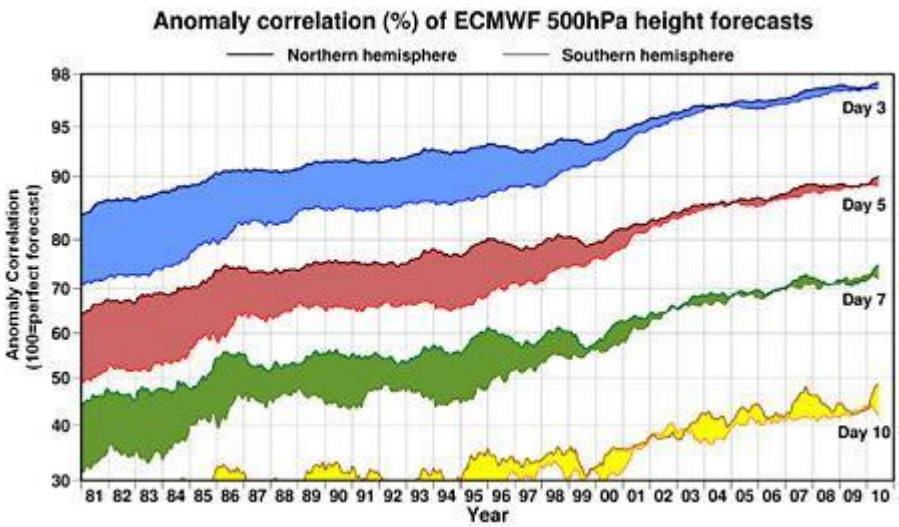


Figura 1.2. Evolución de la correlación de los pronósticos de la anomalía de altura geopotencial de 500 hPa según el modelo ECMWF, entre 1981 y 2010, para el plazo de 3 días (azul), 5 días (rojo), 7 días (verde) y 10 días (amarillo). En cada caso la línea superior corresponde al Hemisferio Norte y la inferior al Hemisferio Sur. (Figura 2.1 de *Weler y otros, 2010*)

Figuras del Capítulo 2: Metodología.

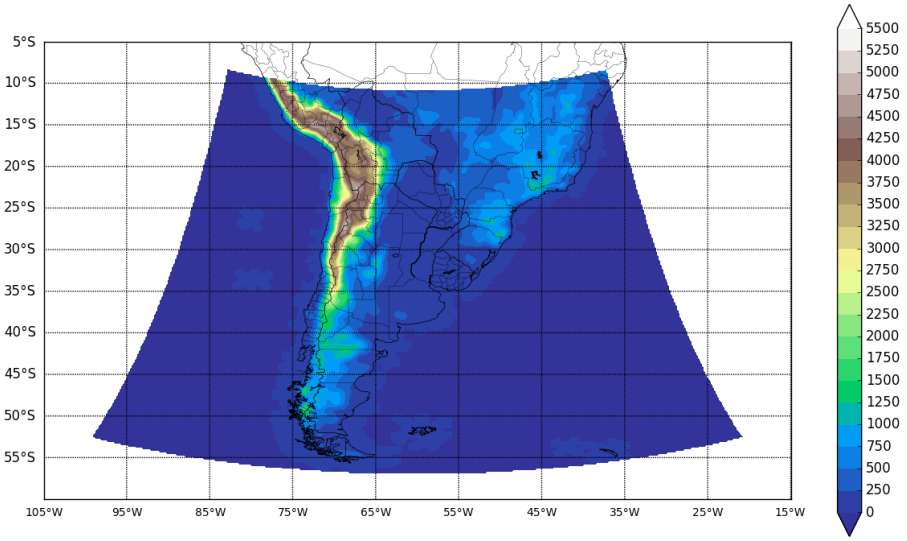


Figura 2.1. Dominio utilizado y topografía del modelo [m] (sombreado).

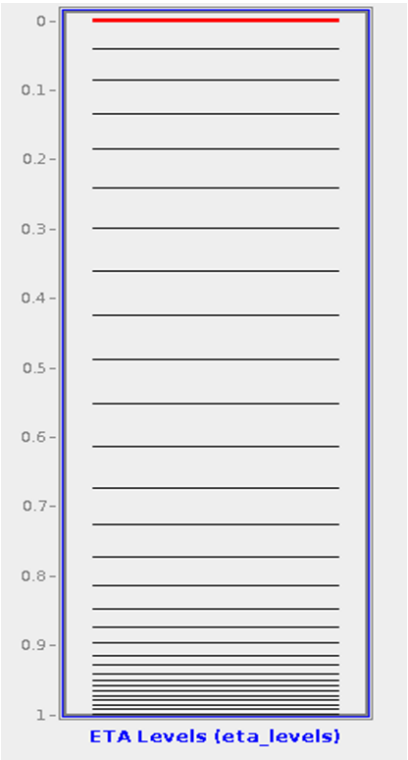


Figura 2.2. Distribución de los niveles verticales sigma-p utilizados, desde la superficie (1) hasta el tope (0) (producto obtenido del WRF Domain Wizard).

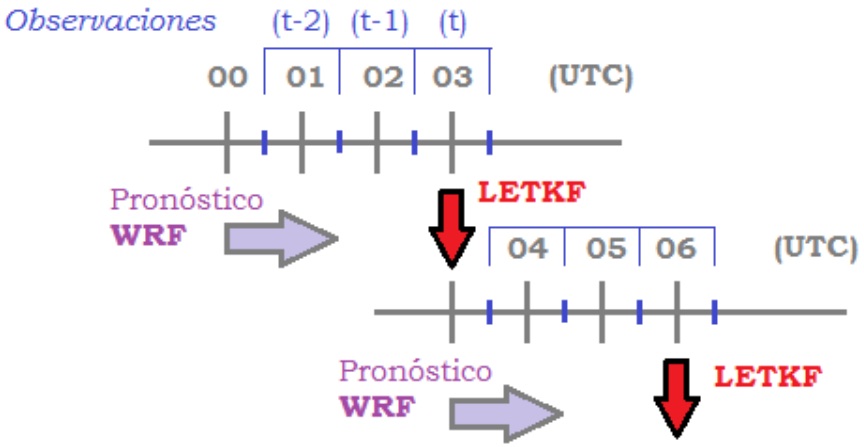


Figura 2.3. Esquema del ciclo de asimilación utilizado. Por ejemplo, a las 00 UTC se inicializa un conjunto de pronósticos horarios del WRF, los cuales se van a usar como campos preliminares para los análisis de las 03 UTC (tiempo t). Las observaciones asimiladas para generar dichos análisis son las comprendidas entre las 00:30 y las 03:30 UTC, divididas en porciones horarias (tiempos t-2, t-1, t) para poder contrastarlas con los campos preliminares correspondientes. Luego, como resultado del proceso de asimilación LETKF, se obtienen los análisis a las 03 UTC, a partir de los cuales se inicializa un nuevo conjunto de pronósticos horarios del WRF para poder repetir el ciclo y calcular los análisis de las 06 UTC. Ver el texto para una explicación más detallada.

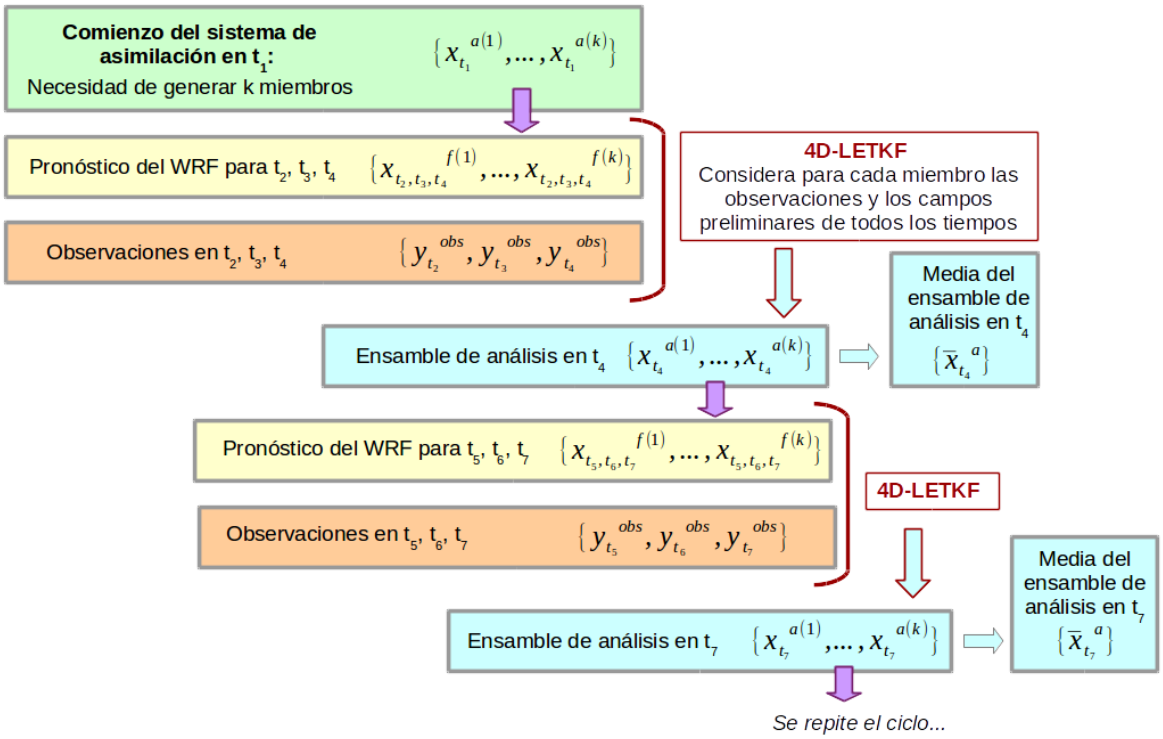


Figura 2.4. Esquema del ciclo de asimilación utilizado expresado en términos matemáticos. Ver el texto para una explicación más detallada.

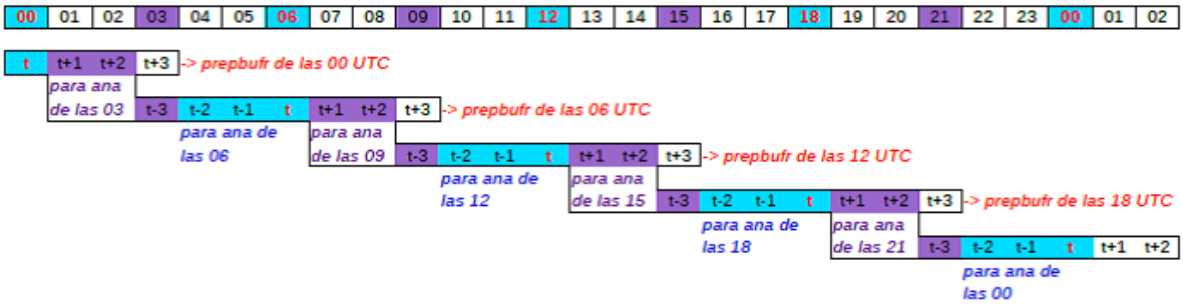


Figura 2.5. Esquema sobre la decodificación de los archivos PREPBUFR. La barra superior indica una secuencia temporal en horas UTC; los cuadrados turquesa corresponden a los 4 horarios en donde se dispone de dichos archivos y además se computan análisis (00, 06, 12, 18); los cuadrados violetas se refieren a las horas intermedias en donde también se calculan análisis (03, 09, 15, 21). Las barras que se van sucediendo por debajo indican los archivos horarios $t-3, t-2, t-1, t, t+1, t+2, t+3$ que se obtienen mediante la decodificación de cada PREPBUFR. Se especifica para cada análisis (ana) de dónde provienen los archivos horarios necesarios, por ejemplo para el análisis de las 03 UTC se necesitan los archivos $t+1, t+2$ del PREPBUFR de las 00 UTC y el archivo $t-3$ del de las 06 UTC, mientras que para el análisis de las 06 UTC se necesitan los archivos $t-2, t-1, t$ del PREPBUFR de las 06 UTC.

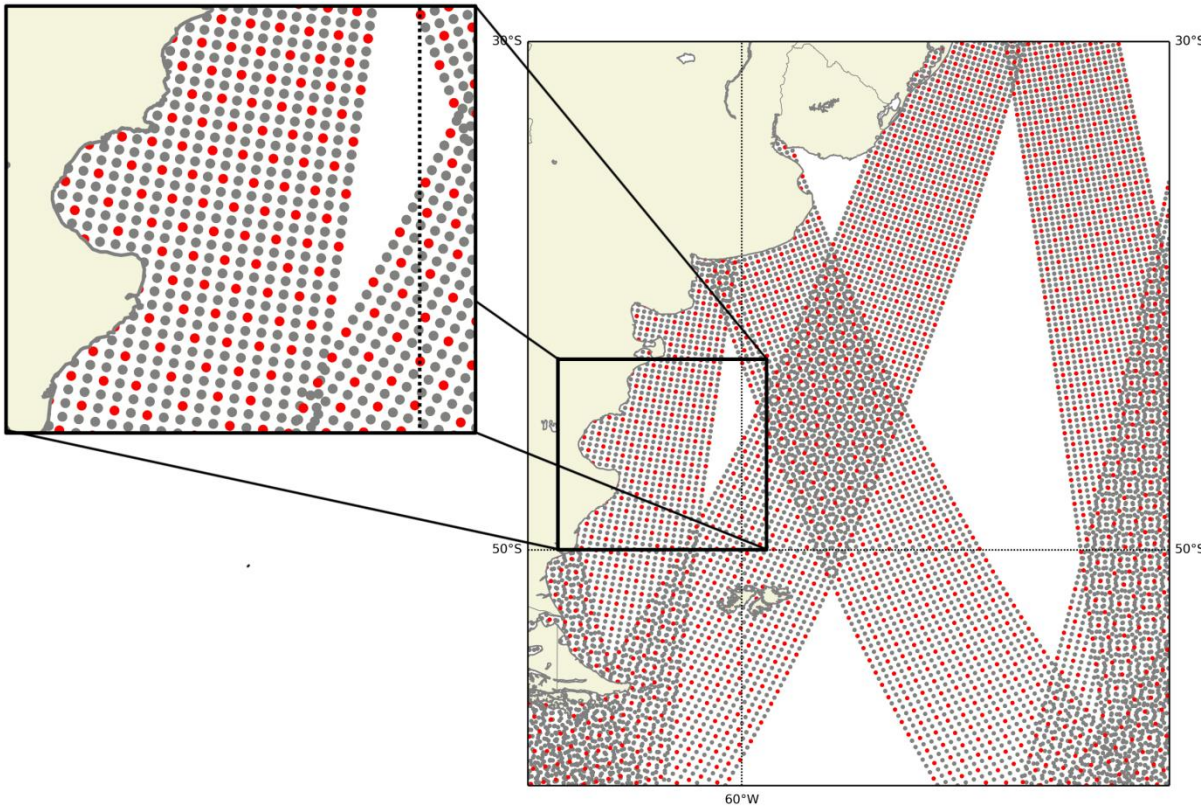


Figura 2.6. Ejemplo de la aplicación de la técnica de superobbing en las estimaciones de viento superficiales del ASCAT. Los puntos grises representan la ubicación original de los datos, mientras que los puntos rojos indican la ubicación final de los mismos luego de aplicar la metodología (gentileza de Pablo Echevarría). (Ver el texto para una explicación más amplia).

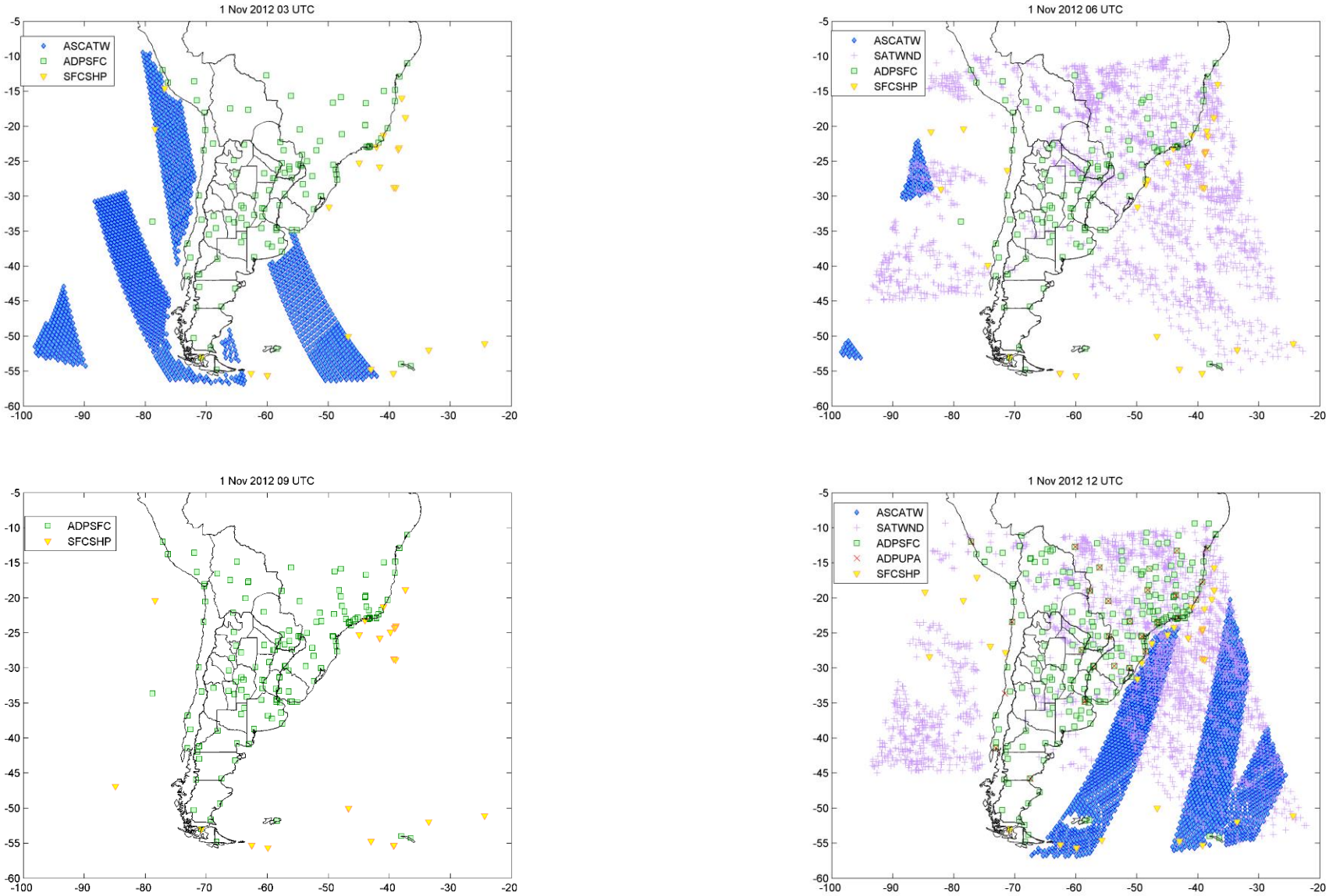


Figura 2.7. Observaciones asimiladas en cada ciclo del primer día: 03, 06, 09 y 12 UTC del 1 de Noviembre. Los símbolos se refieren a: aviones (AIRCFT), estaciones de superficie (ADPSFC), radiosondeos (ADPUPA), viento superficial sobre el océano (ASCATW), estimaciones satelitales de viento a partir del GOES (SATWND), barcos (SFCSHP).

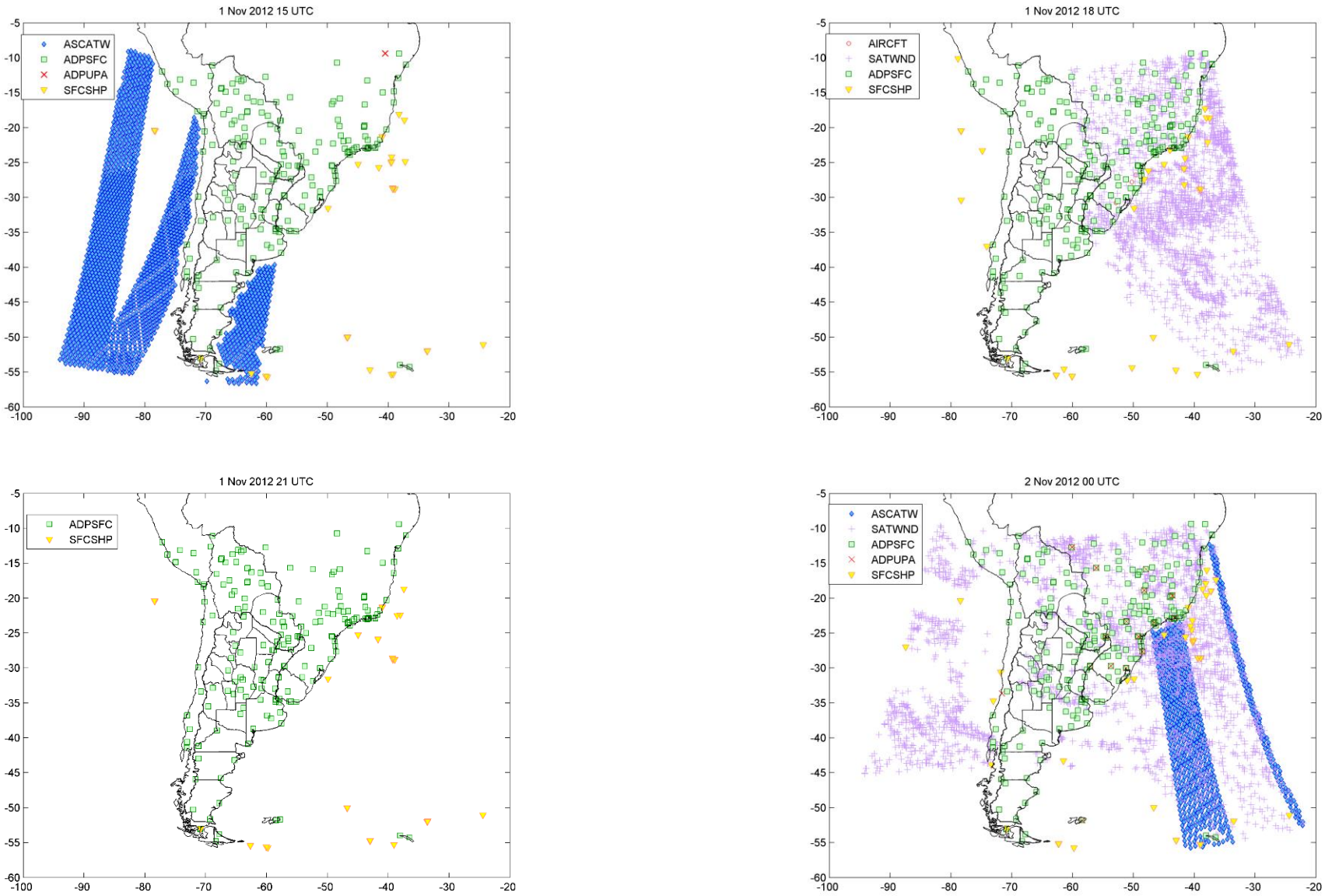


Figura 2.7. (Continuación) Observaciones asimiladas en cada ciclo del primer día: 15, 18 y 21 UTC del 1 de Noviembre y 00 UTC del 2 de Noviembre. Los símbolos se refieren a: aviones (AIRCFT), estaciones de superficie (ADPSFC), radiosondeos (ADPUPA), viento superficial sobre el océano (ASCATW), estimaciones satelitales de viento a partir del GOES (SATWND), barcos (SFCSHP).

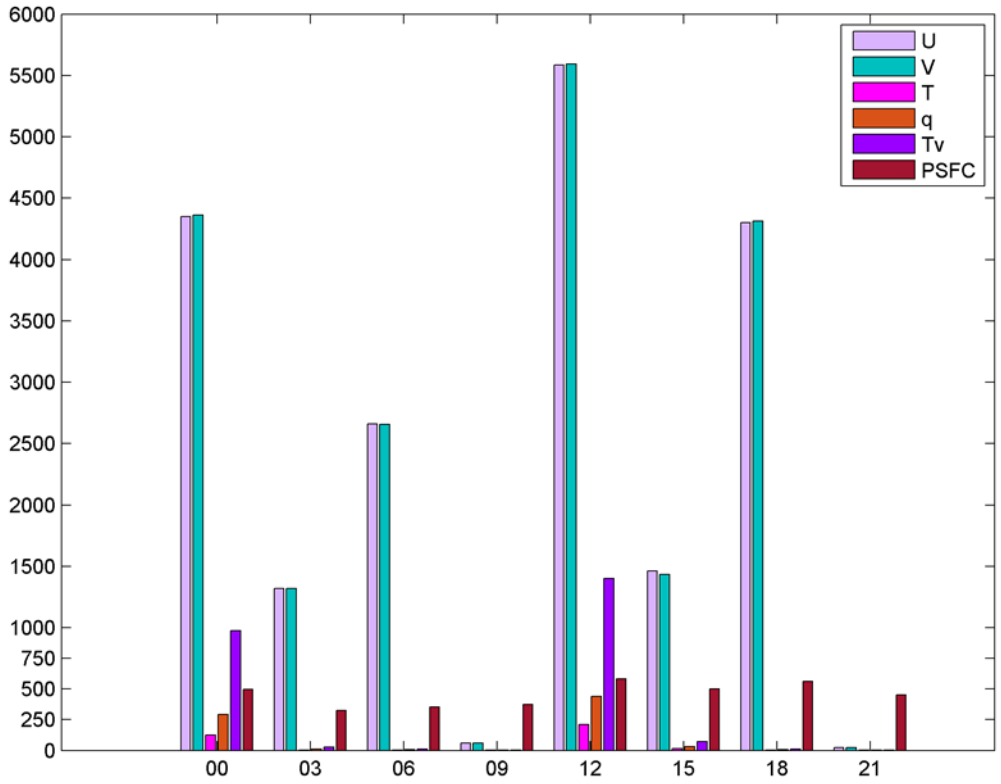


Figura 2.8. Promedio de la cantidad de variables asimiladas en cada ciclo (00, 03, 06, 09, 12, 15, 18 y 21 UTC) durante el período completo, considerando las observaciones de los PREPBUFR y los ASCAT. Se discriminan las componentes zonal (U) y meridional (V) del viento, la temperatura (T), la humedad específica (q), la temperatura virtual (Tv) y la presión de superficie (PSFC).

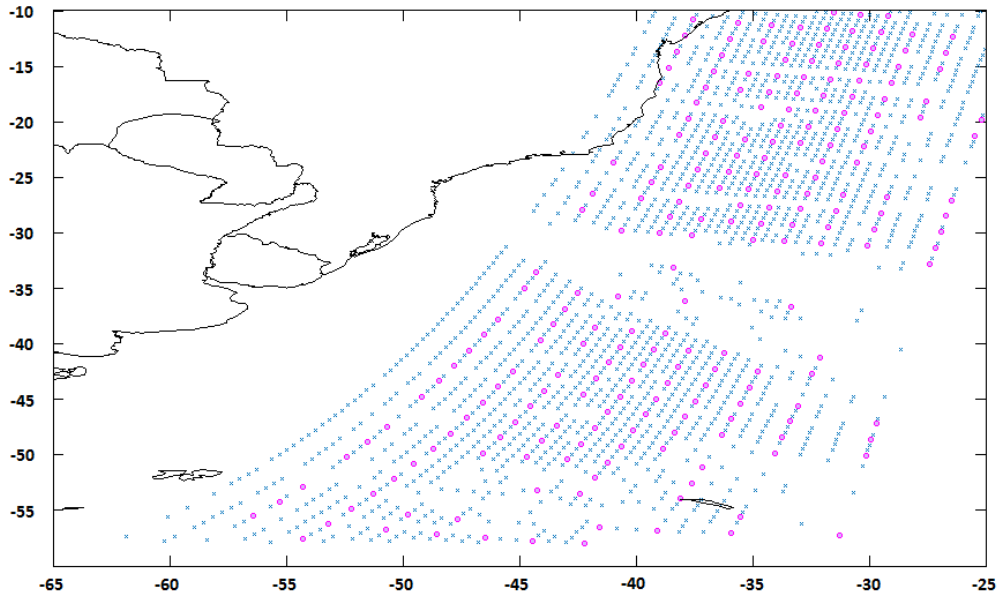


Figura 2.9. Ejemplo de la aplicación de la técnica de thinning en los perfiles verticales de temperatura y humedad de los AIRS. Los puntos azules representan la ubicación original de los datos, mientras que los puntos rosas indican la ubicación final de los mismos luego de aplicar la metodología. Las zonas con poca concentración de datos se deben al descarte de los mismos por no ser de buena calidad. (Ver el texto para una explicación más amplia)

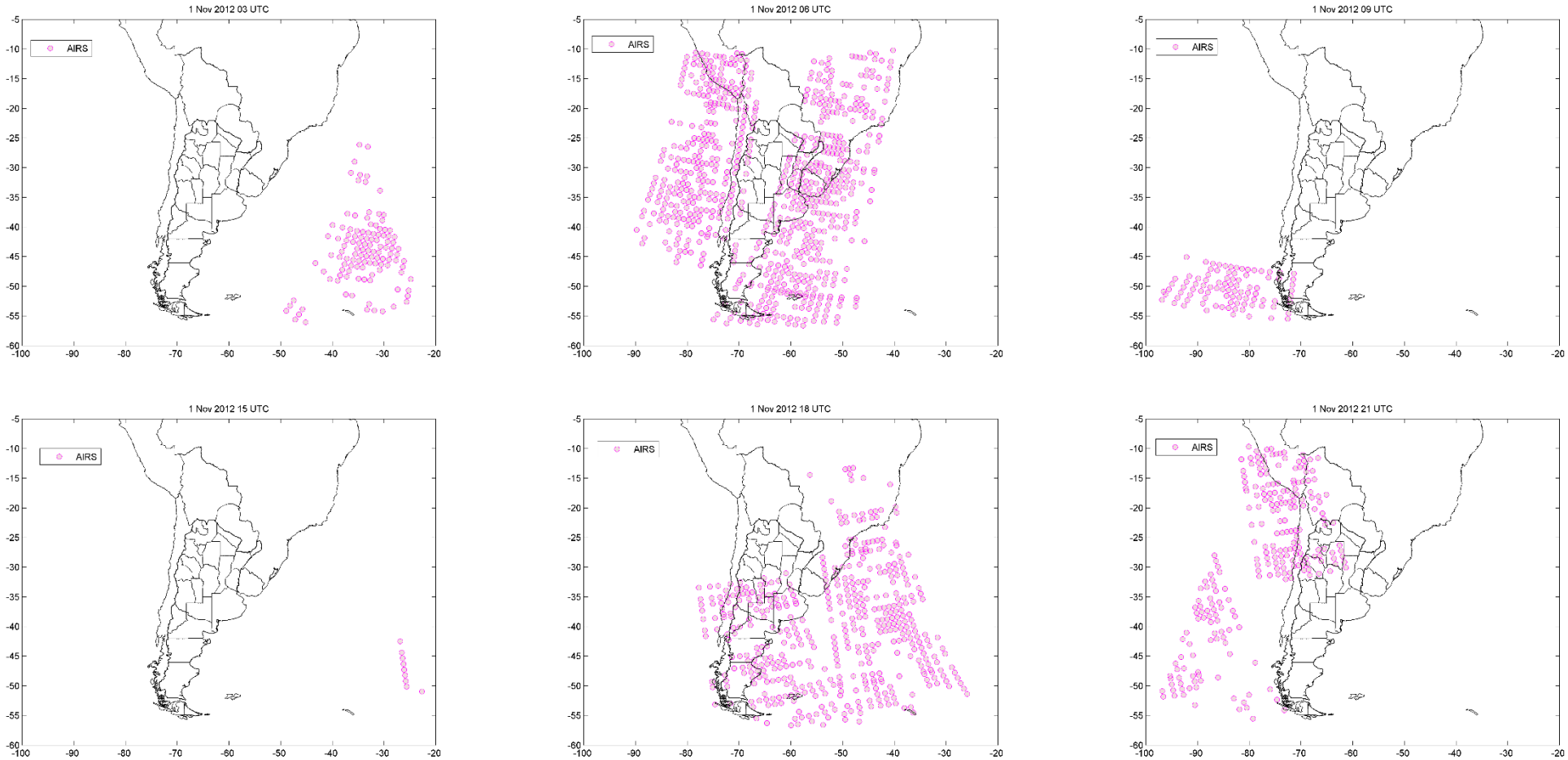


Figura 2.10. Observaciones asimiladas de los AIRS en cada ciclo del primer día: 03, 06, 09, 15, 18 y 21 UTC del 1 de Noviembre. No se incluyen los horarios de las 00 y las 12 UTC por la carencia de datos en estos ciclos.

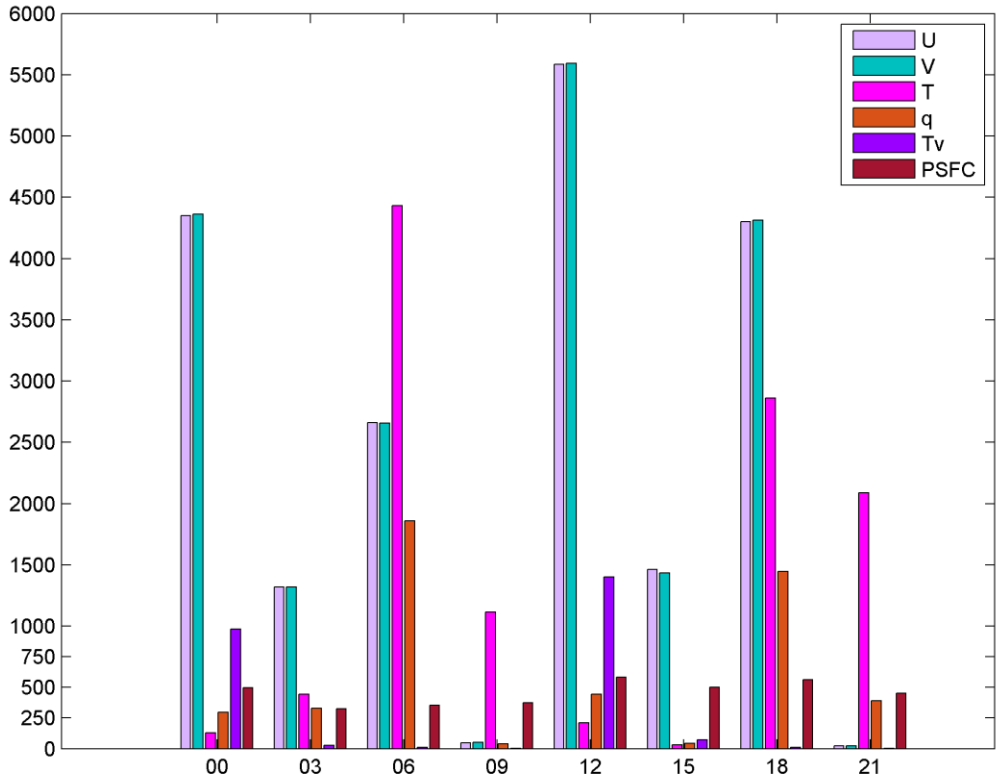


Figura 2.11. Promedio de la cantidad de variables asimiladas en cada ciclo (00, 03, 06, 09, 12, 15, 18 y 21 UTC) durante el período completo, considerando las observaciones de los PREPBUFR, los ASCAT y los AIRS. Se discriminan las componentes zonal (U) y meridional (V) del viento, la temperatura (T), la humedad específica (q), la temperatura virtual (Tv) y la presión de superficie (PSFC).

Para generar análisis de las:	03	06	09	12	15	18	21	00
Se usa pronóstico inicializado a las:	00	03	06	09	12	15	18	21
Con condición de borde:	gfs_00_000 gfs_00_003	gfs_00_003 gfs_06_000	gfs_06_000 gfs_06_003	gfs_06_003 gfs_12_000	gfs_12_000 gfs_12_003	gfs_12_003 gfs_18_000	gfs_18_000 gfs_18_003	gfs_18_003 gfs_00_000

Figura 2.12. Esquema de utilización de condiciones de borde fijas de GFS, donde los horarios de las primeras dos filas están expresados en UTC y para la condición de borde “gfs_IN_pro” se indica la hora de inicio del modelo (IN = 00, 06, 12, 18 UTC) y las horas de pronóstico (pro = 000, 003). Por ejemplo, para generar el análisis de las 03 UTC se usa un pronóstico del WRF inicializado a las 00 UTC, con condiciones de borde del análisis de las 00 UTC del GFS (gfs_00_000) y su pronóstico a 3 horas (gfs_00_003).

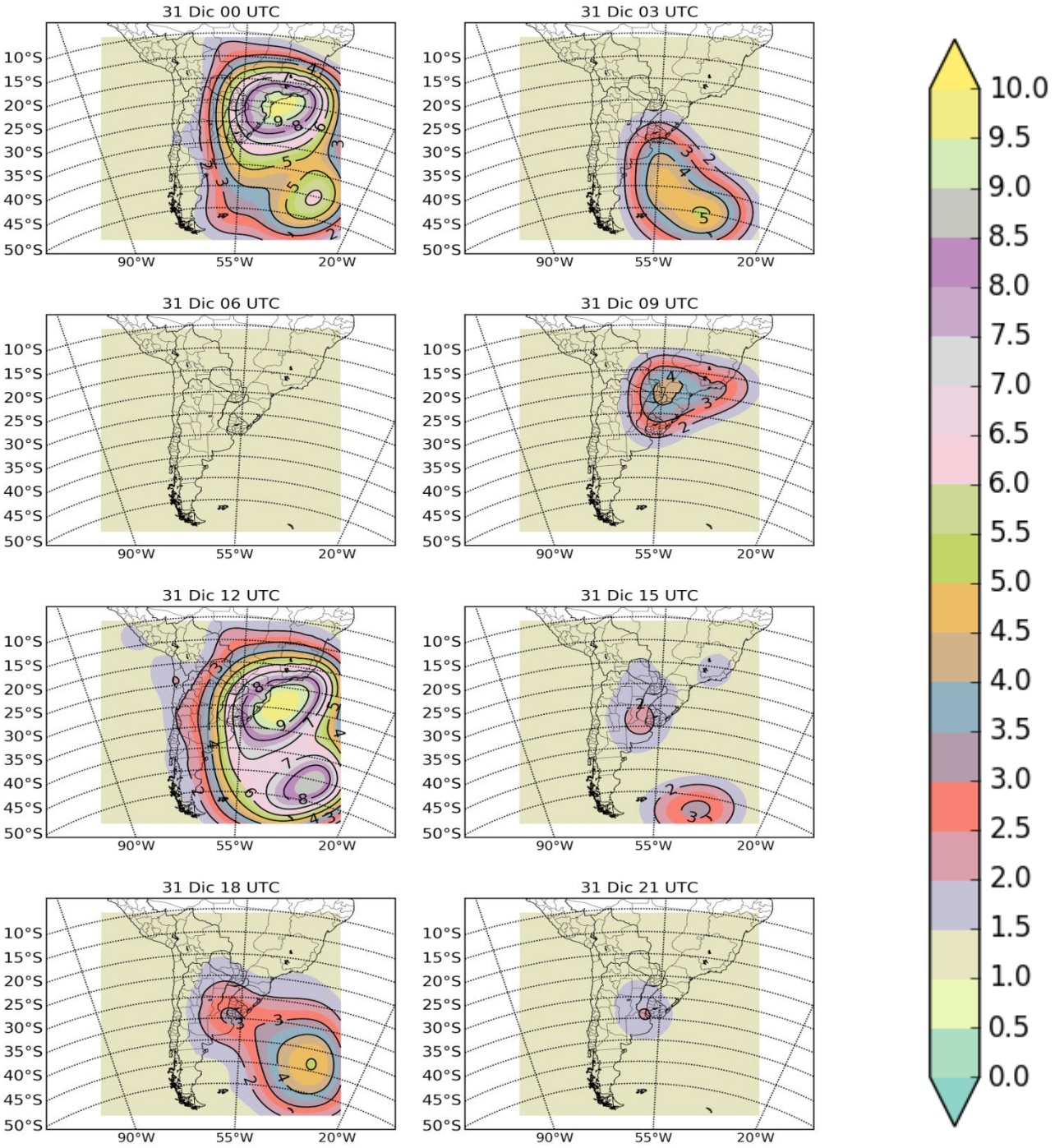


Figura 2.13. Campos horizontales del parámetro de inflación para los 8 horarios de análisis (00, 03, 06, 09, 12, 15, 18 y 21 UTC) del 31 de Diciembre de 2012, luego de la primera simulación, para el nivel 14 del modelo (aproximadamente 850 hPa).

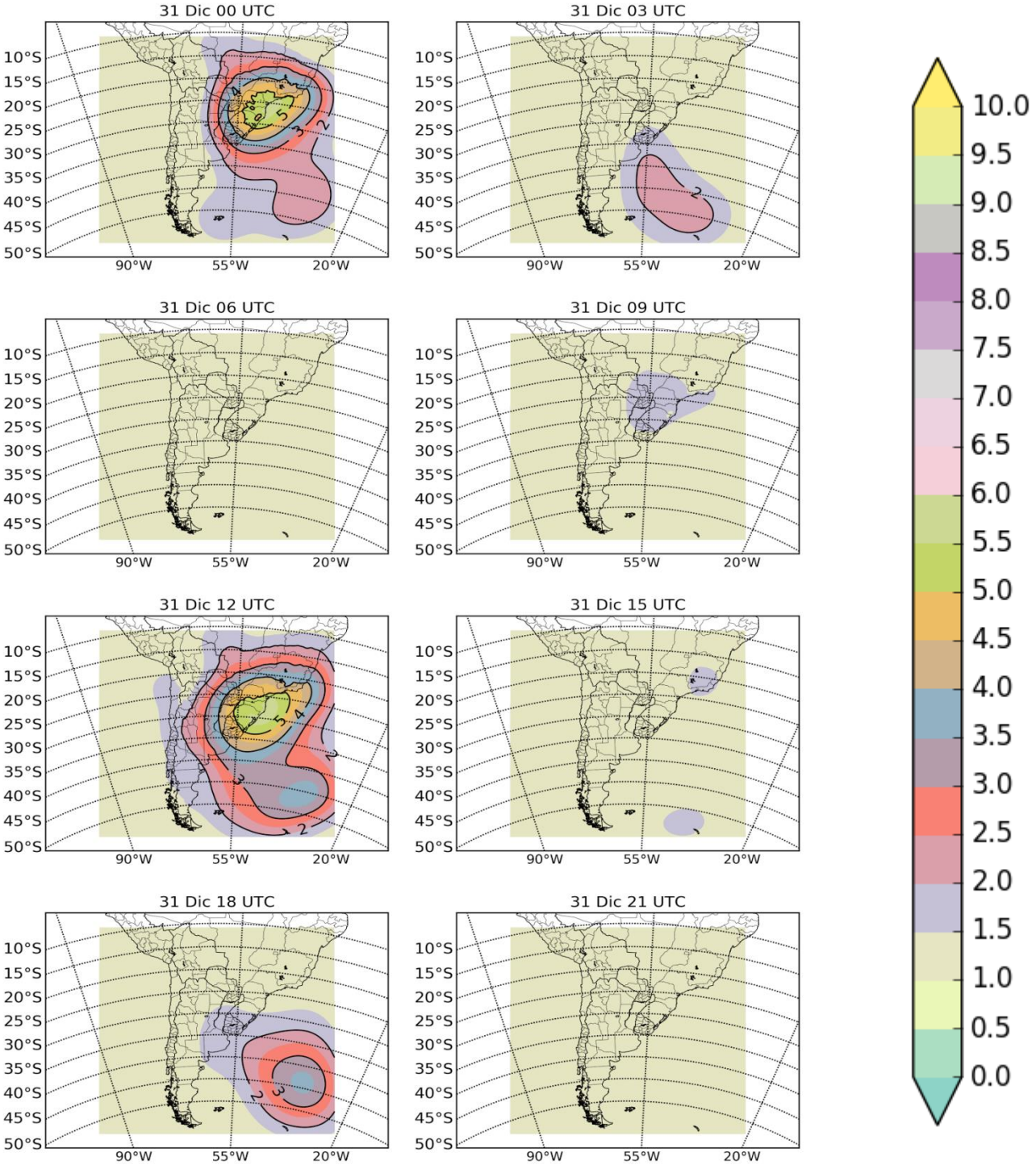


Figura 2.14. Campos horizontales del parámetro de inflación para los 8 horarios de análisis (00, 03, 06, 09, 12, 15, 18 y 21 UTC) del 31 de Diciembre de 2012, luego de la primera simulación, para el nivel 21 del modelo (aproximadamente 500 hPa).

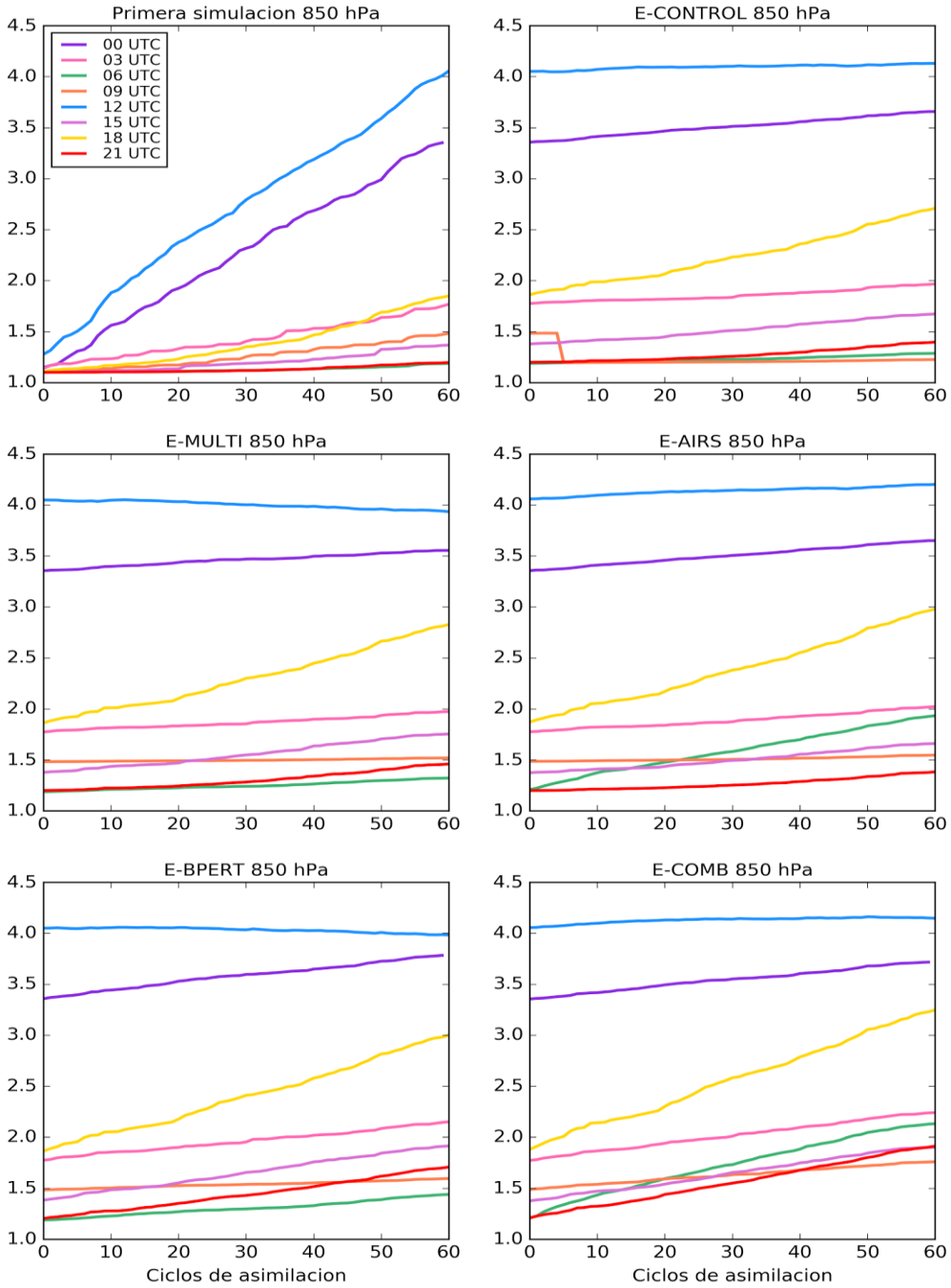


Figura 2.15. Evolución del valor medio del parámetro de inflación para el nivel 14 del modelo (aproximadamente 850 hPa), para las 00, 03, 06, 09, 12, 15, 18 y 21 UTC, durante el primer cómputo de Noviembre y Diciembre de 2012 (Primera simulación), y durante el segundo cómputo para cada simulación en particular: E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB (ver el texto para más detalles).

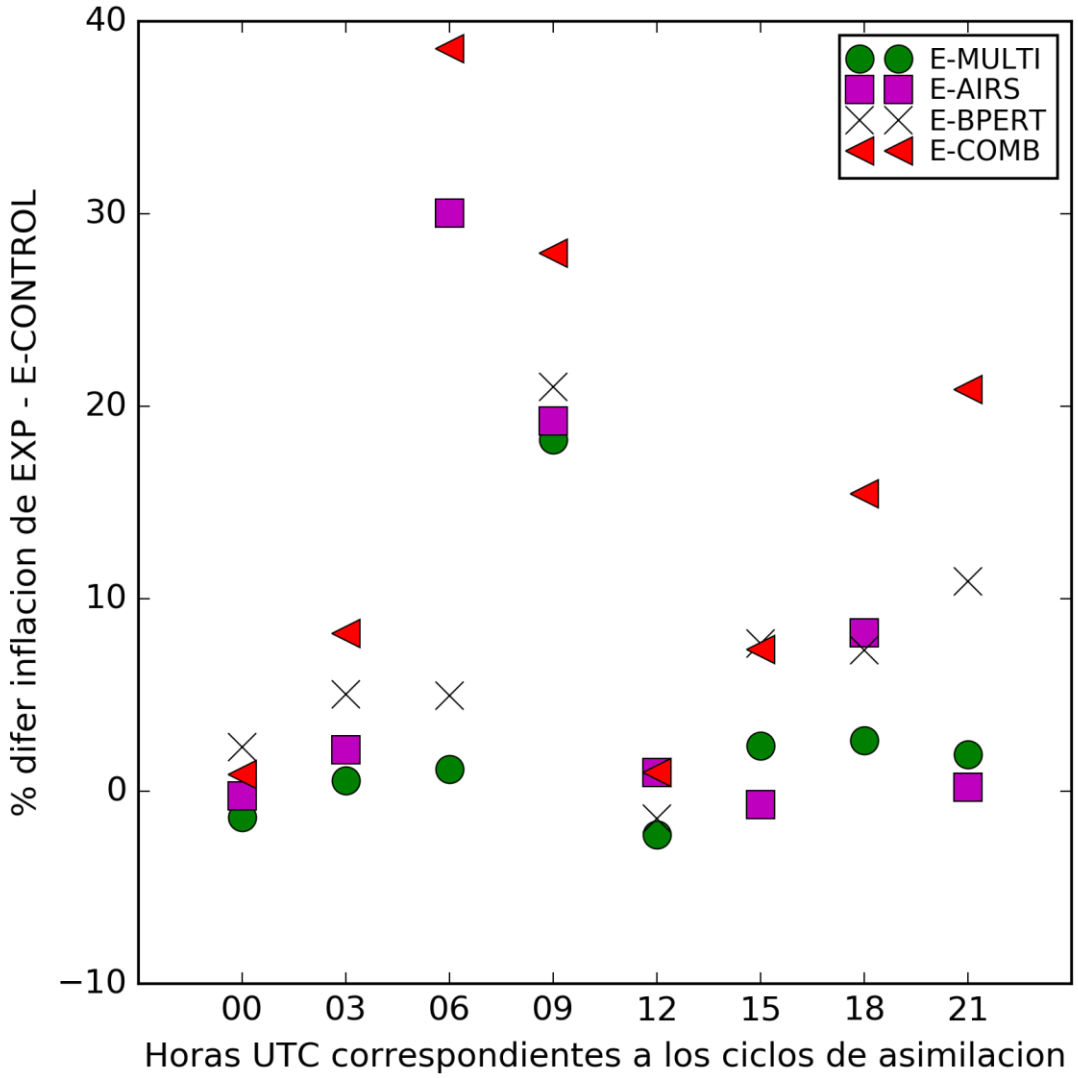


Figura 2.16. Porcentaje correspondiente al promedio de las diferencias del parámetro de inflación entre un experimento particular y E-CONTROL, normalizadas con E-CONTROL, y considerando los niveles verticales entre superficie y 300 hPa y los 60 días de simulación, para cada ciclo de asimilación (00, 03, 06, 09, 12, 15, 18 y 21 UTC).

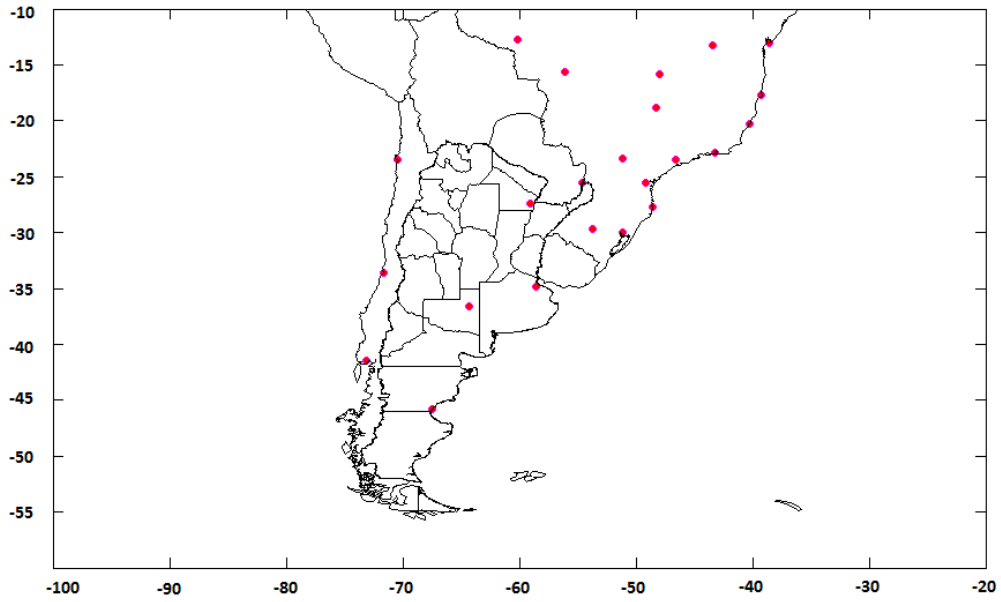


Figura 2.17. Ubicación del lanzamiento de radiosondas utilizadas en la verificación.

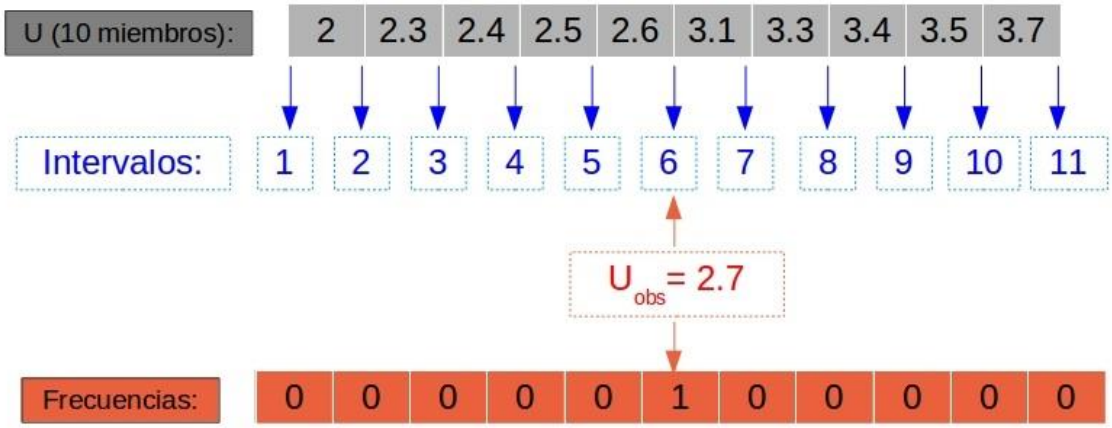


Figura 2.18. Esquema para ejemplificar los pasos a seguir en la realización de un histograma de rangos, suponiendo un ensamble con 10 miembros. En este caso se muestra la metodología donde se ordenan los valores de la componente U del viento de un punto en particular, formando 11 intervalos, y luego se ubica el valor de la observación en el intervalo correspondiente, en el cual se suma un valor de frecuencias (ver el texto para más detalles).

Figuras del Capítulo 3:
Resultados

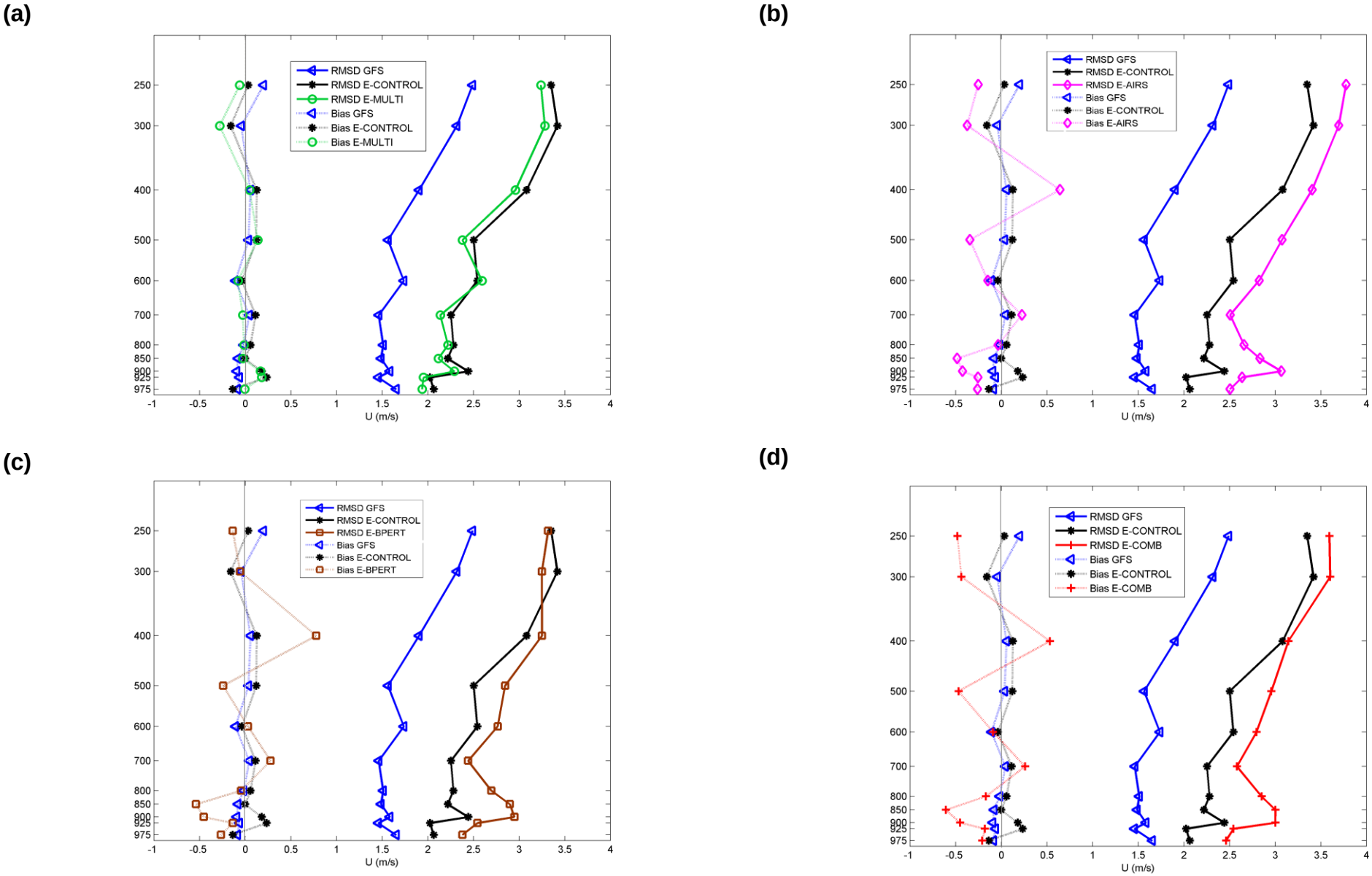


Figura 3.1. RMSD y Bias de los análisis de la componente U del viento [ms^{-1}], utilizando radiosondeos como observaciones. Los 4 paneles contienen el resultado para el GFS y E-CONTROL, y además incluyen (a) E-MULTI, (b) E-AIRS, (c) E-BPERT, (d) E-COMB.

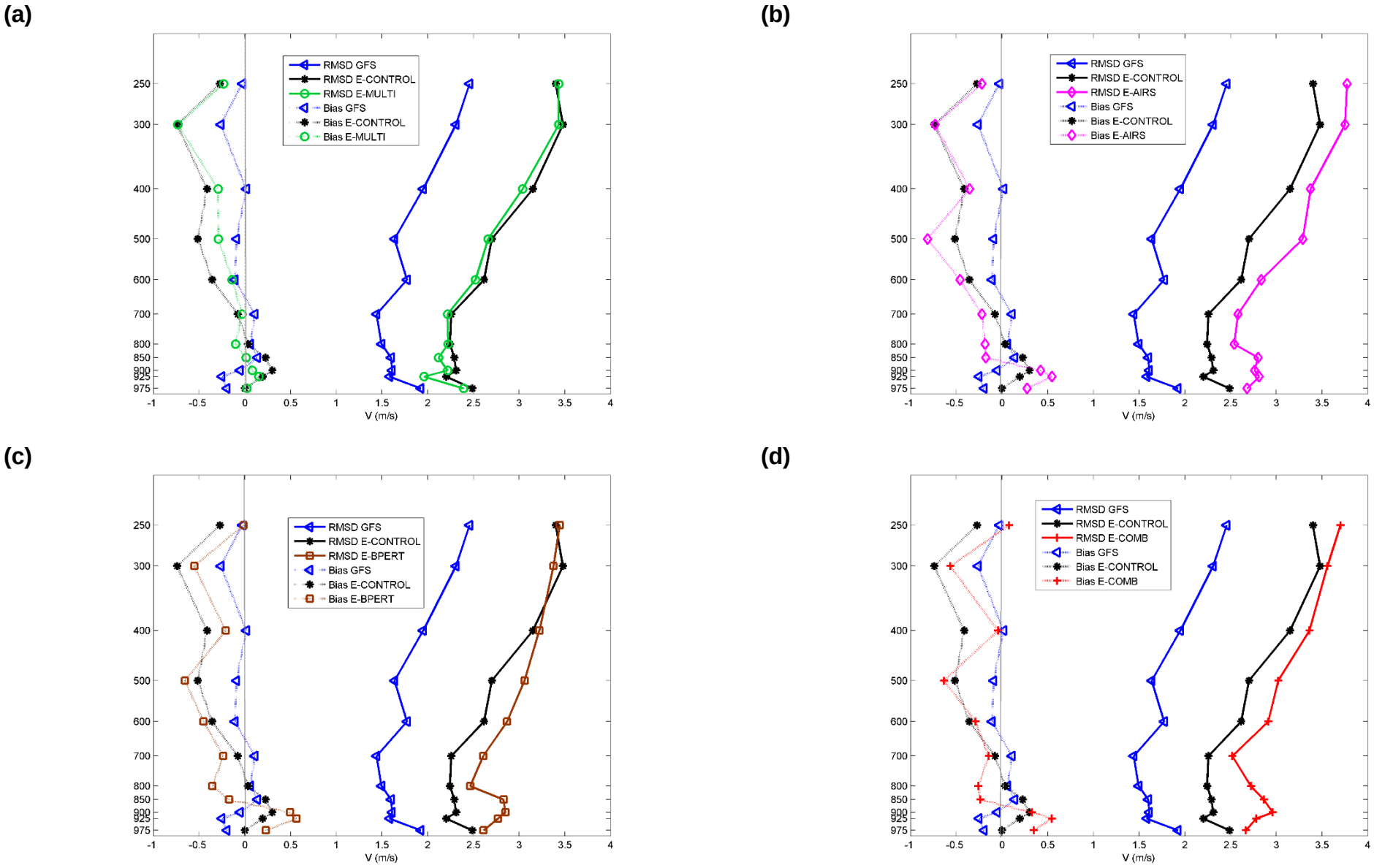


Figura 3.2. RMSD y Bias de los análisis de la componente V del viento [ms^{-1}], utilizando radiosondeos como observaciones. Los 4 paneles contienen el resultado para el GFS y E-CONTROL, y además incluyen (a) E-MULTI, (b) E-AIRS, (c) E-BPERT, (d) E-COMB.

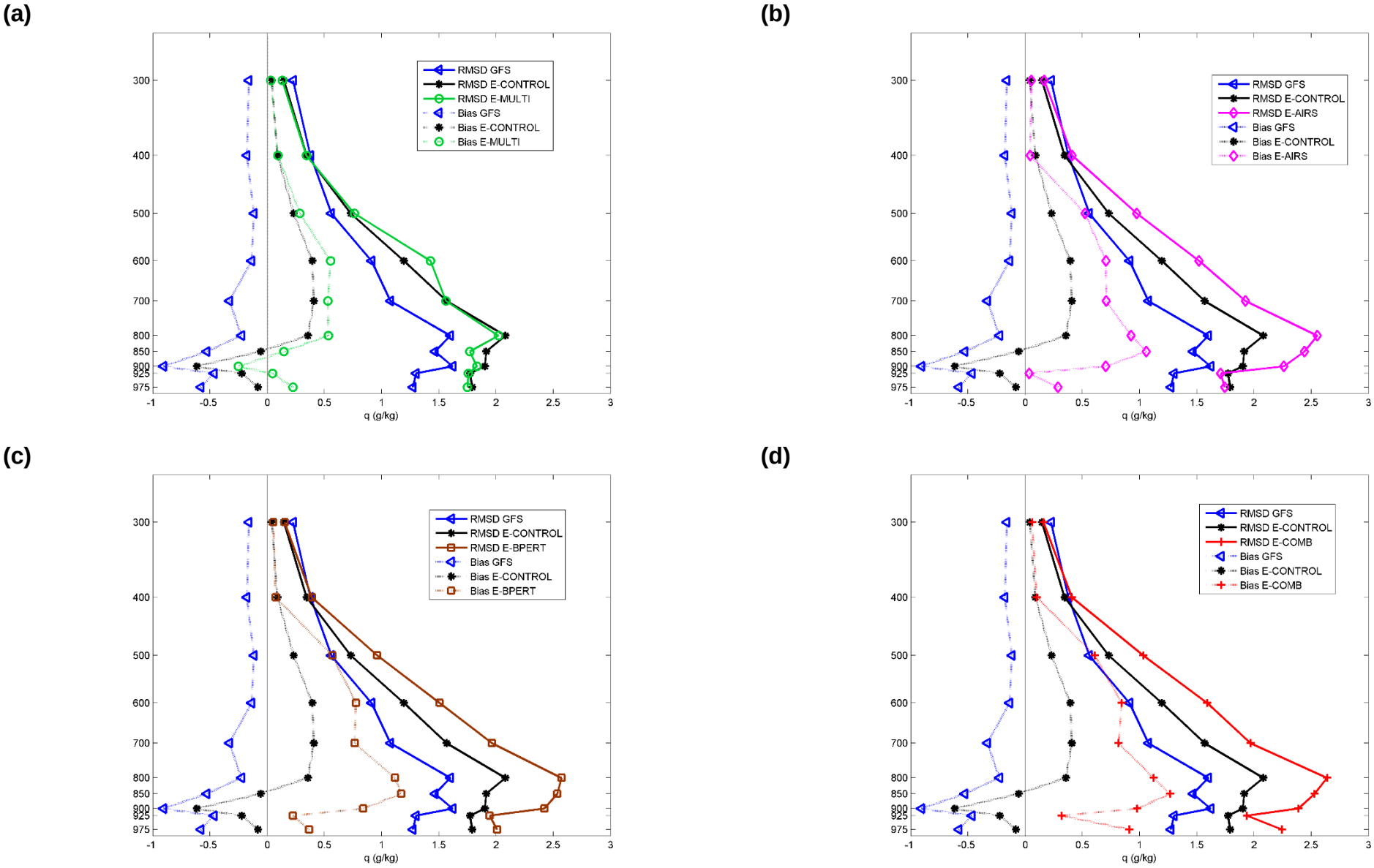


Figura 3.3. RMSD y Bias de los análisis de la humedad específica q [gKg^{-1}], utilizando radiosondeos como observaciones. Los 4 paneles contienen el resultado para el GFS y E-CONTROL, y además incluyen (a) E-MULTI, (b) E-AIRS, (c) E-BPERT, (d) E-COMB.

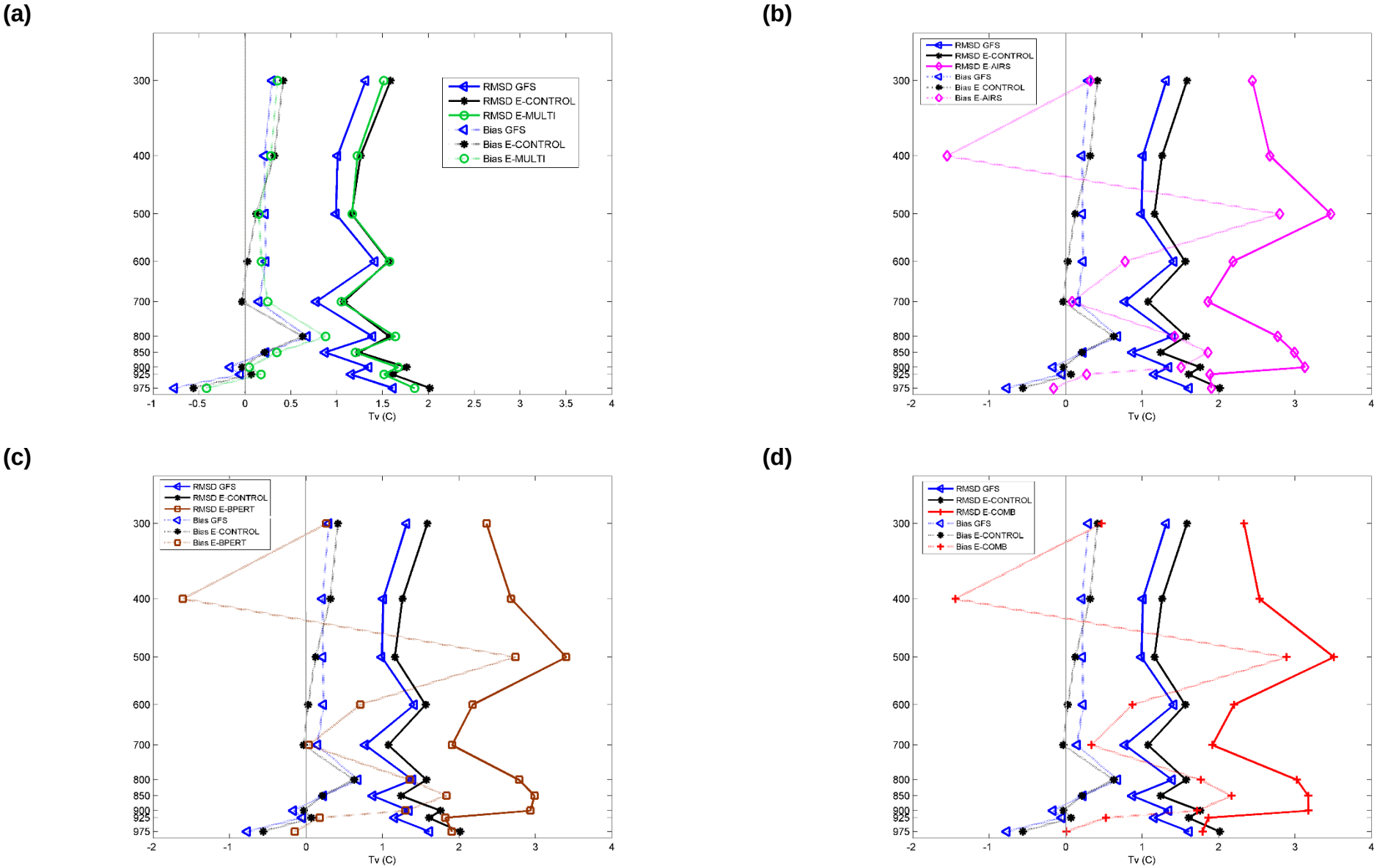


Figura 3.4. RMSD y Bias de los análisis de la temperatura virtual Tv [ºC], utilizando radiosondeos como observaciones. Los 4 paneles contienen el resultado para el GFS y E-CONTROL, y además incluyen (a) E-MULTI, (b) E-AIRS, (c) E-BPERT, (d) E-COMB.

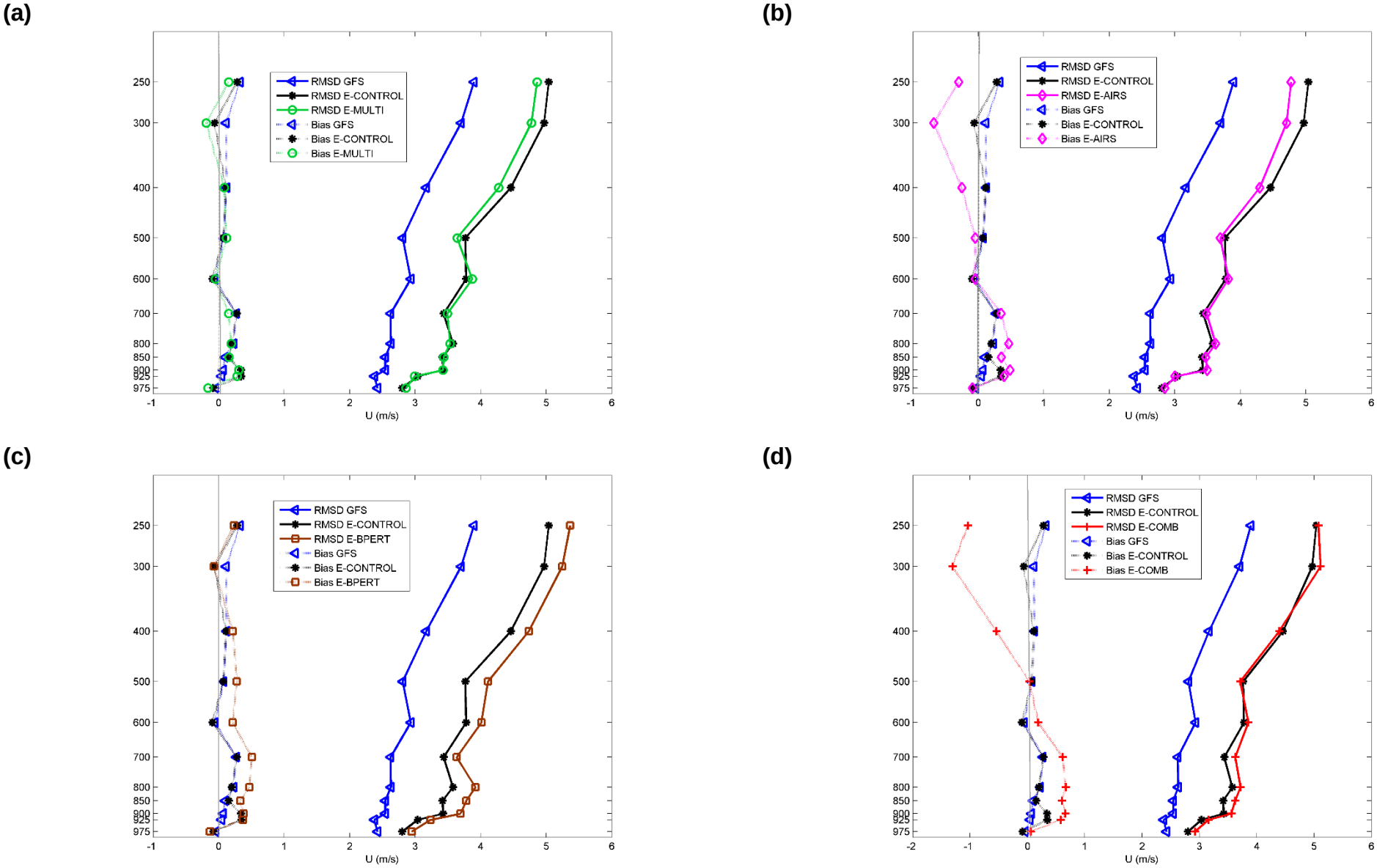


Figura 3.5. RMSD y Bias de los pronósticos a 6 hs de la componente U del viento [ms^{-1}], utilizando radiosondeos como observaciones. Los 4 paneles contienen el resultado para el GFS y E-CONTROL, y además incluyen (a) E-MULTI, (b) E-AIRS, (c) E-BPERT, (d) E-COMB.

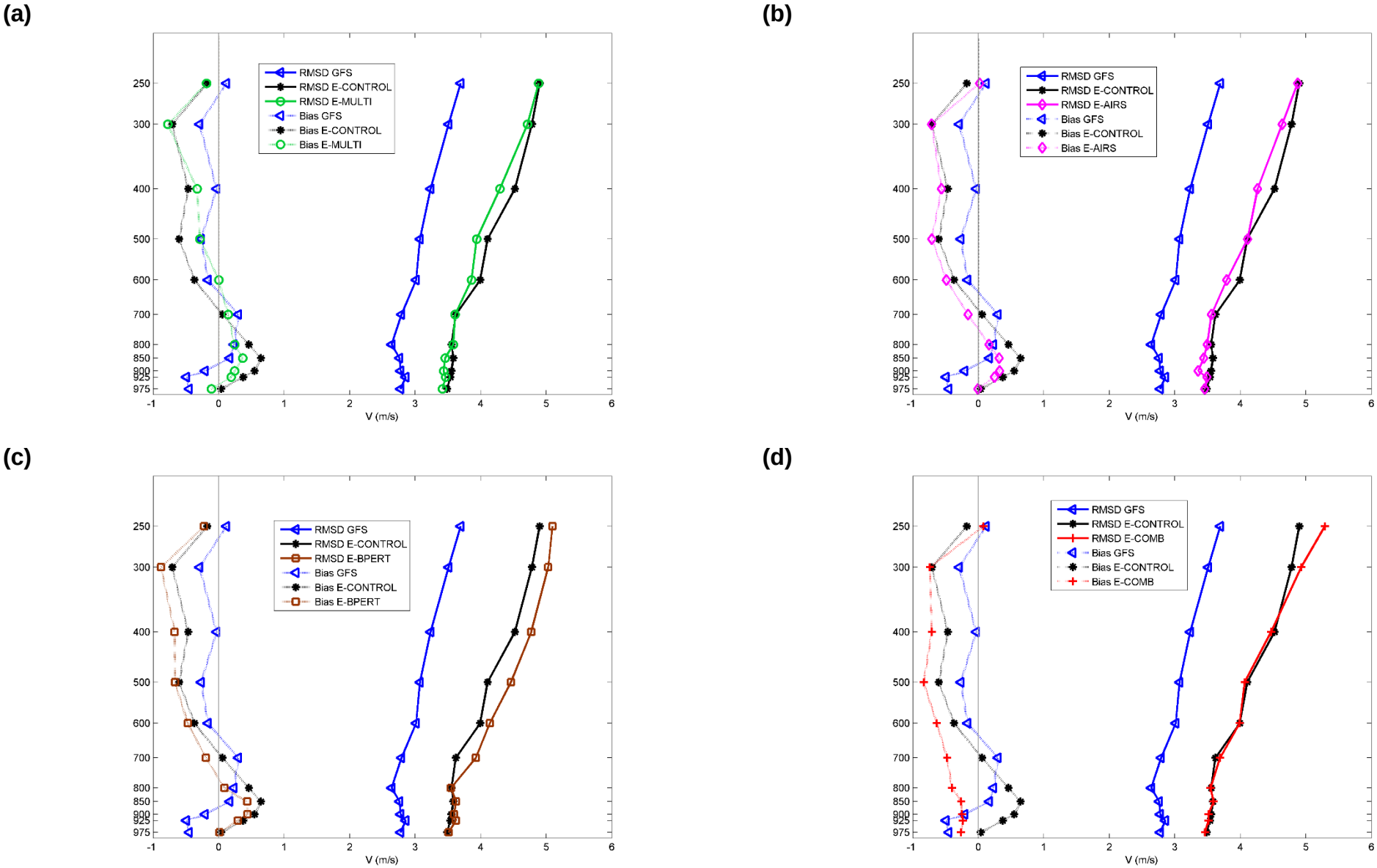


Figura 3.6. RMSD y Bias de los pronósticos a 6 hs de la componente V del viento [ms^{-1}], utilizando radiosondeos como observaciones. Los 4 paneles contienen el resultado para el GFS y E-CONTROL, y además incluyen (a) E-MULTI, (b) E-AIRS, (c) E-BPERT, (d) E-COMB.

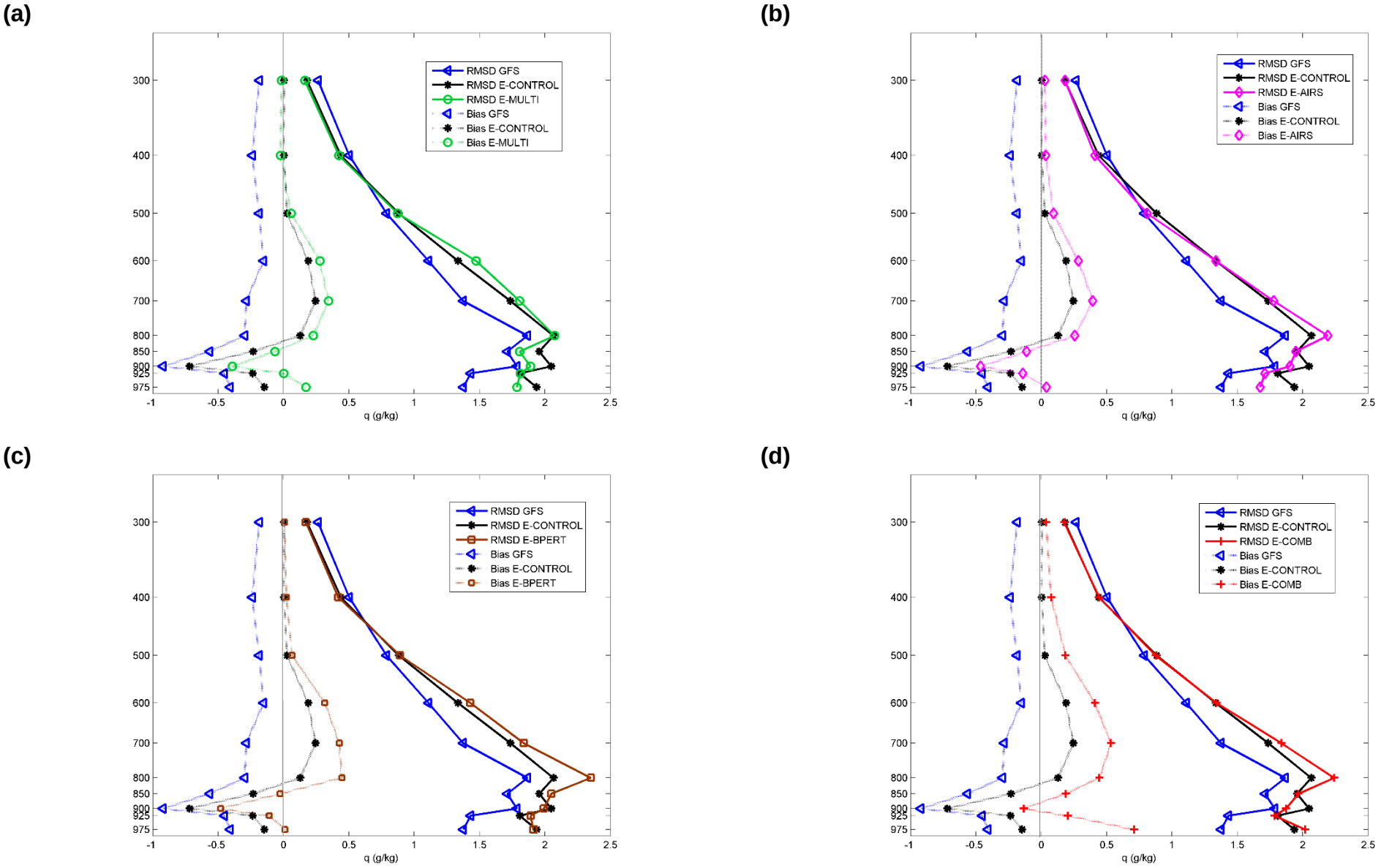


Figura 3.7. RMSD y Bias de los pronósticos a 6 hs de la humedad específica q [gKg^{-1}], utilizando radiosondeos como observaciones. Los 4 paneles contienen el resultado para el GFS y E-CONTROL, y además incluyen (a) E-MULTI, (b) E-AIRS, (c) E-BPERT, (d) E-COMB.

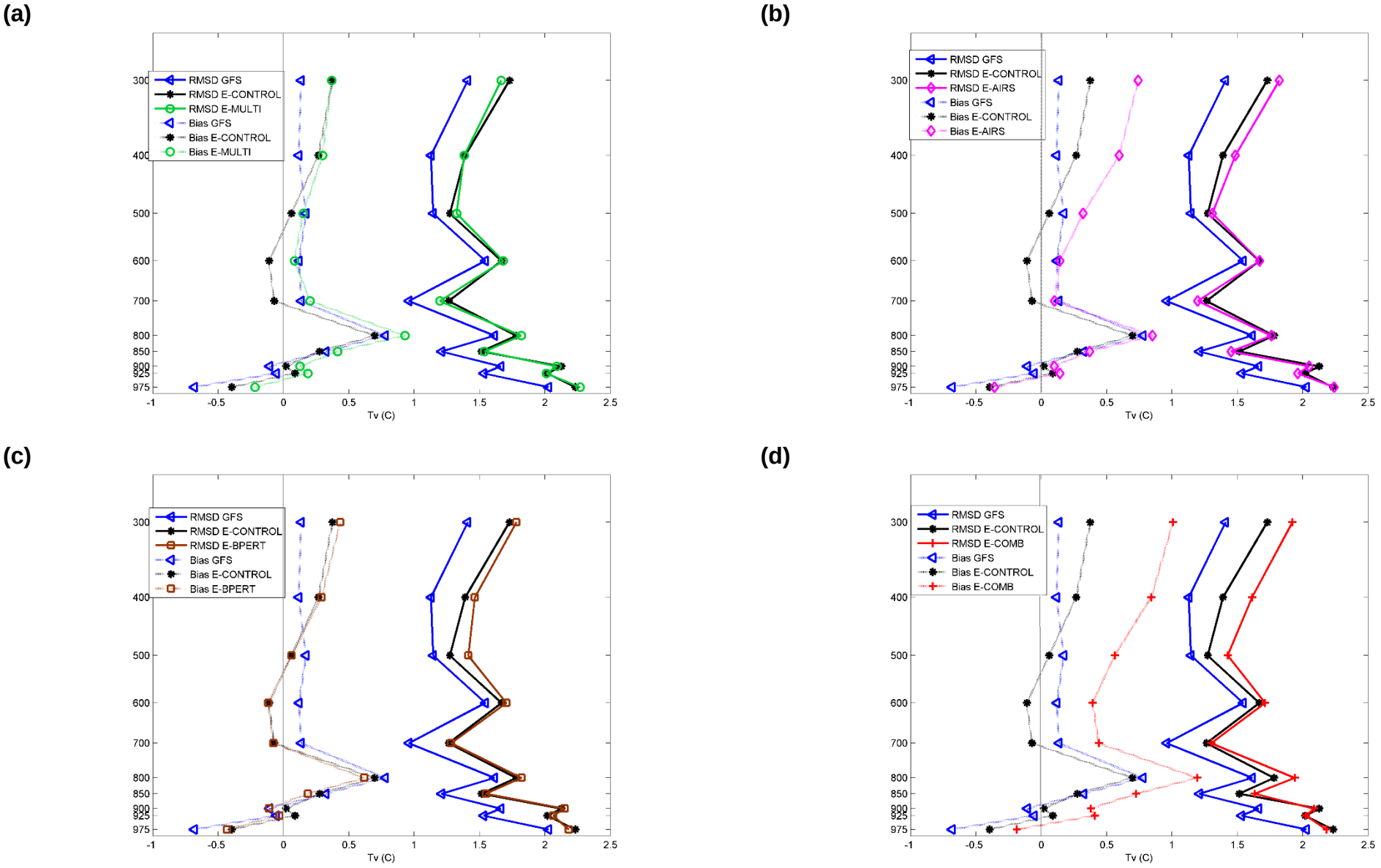


Figura 3.8. RMSD y Bias de los pronósticos a 6 hs de la temperatura virtual Tv [ºC], utilizando radiosondeos como observaciones. Los 4 paneles contienen el resultado para el GFS y E-CONTROL, y además incluyen (a) E-MULTI, (b) E-AIRS, (c) E-BPERT, (d) E-COMB.

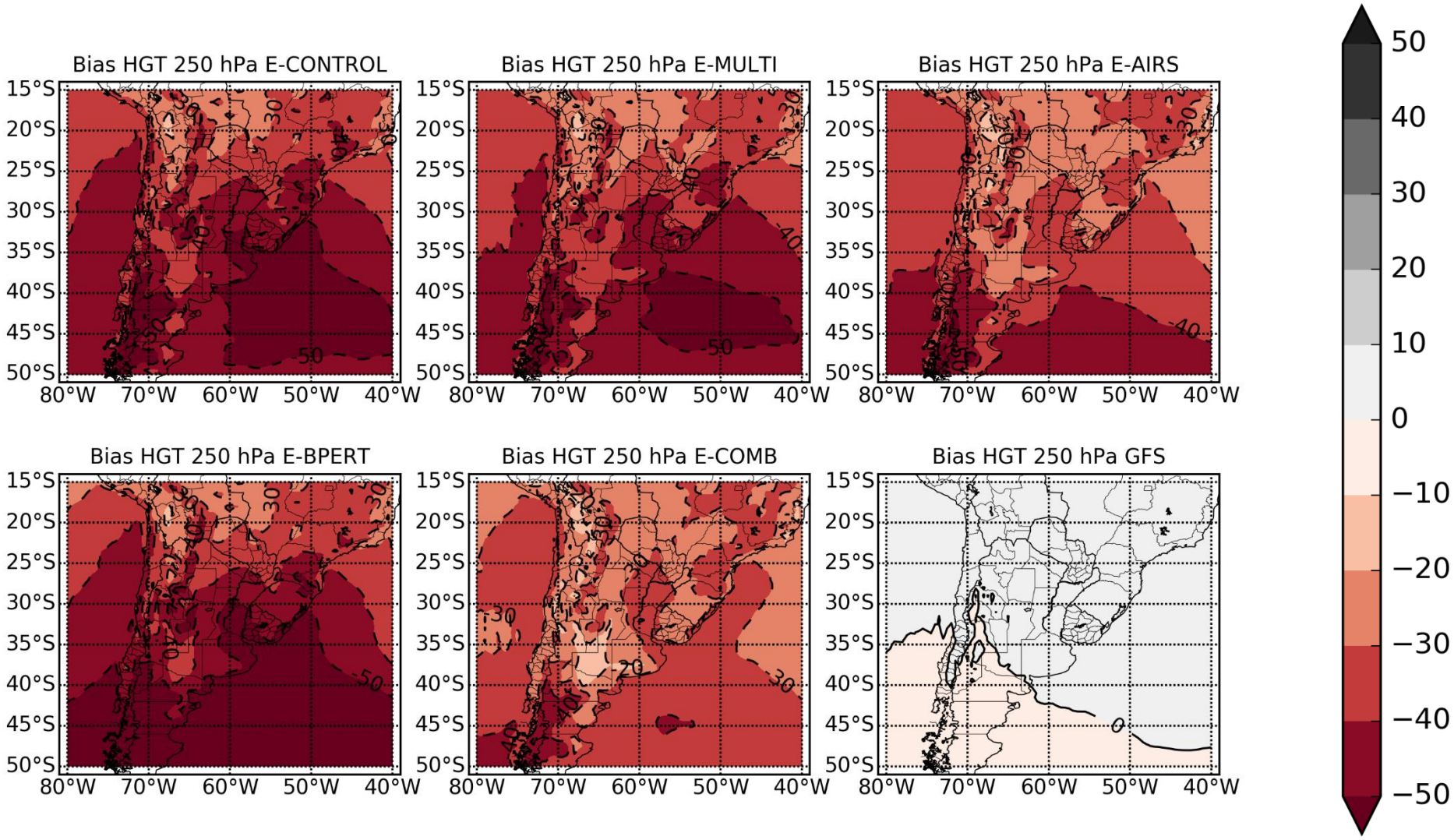


Figura 3.9. Bias de los pronósticos a 6 hs de la altura geopotencial [m] de 250 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

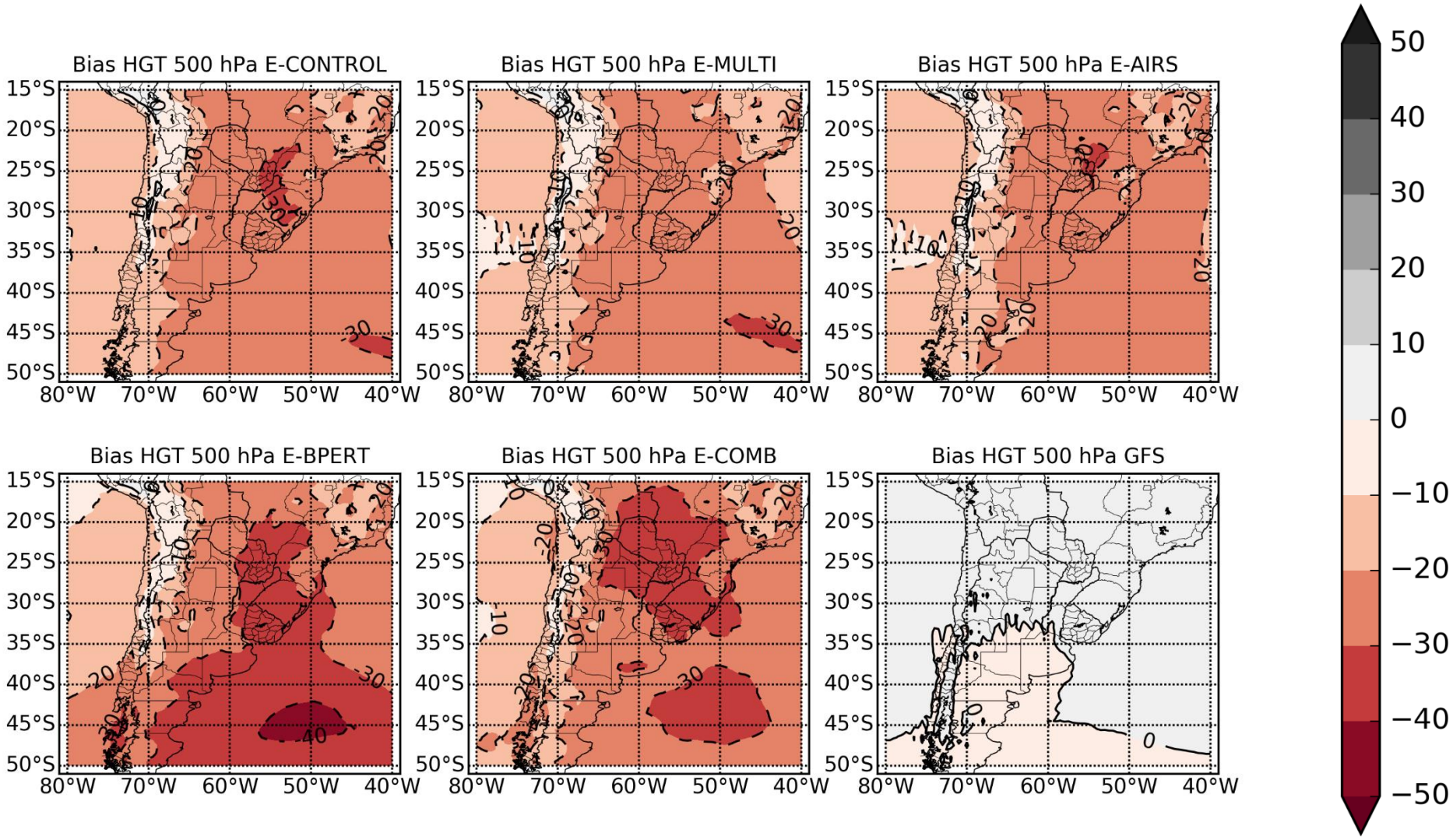


Figura 3.10. Análogo a Figura 3.9 para 500 hPa: Bias de los pronósticos a 6 hs de la altura geopotencial [m] de 500 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

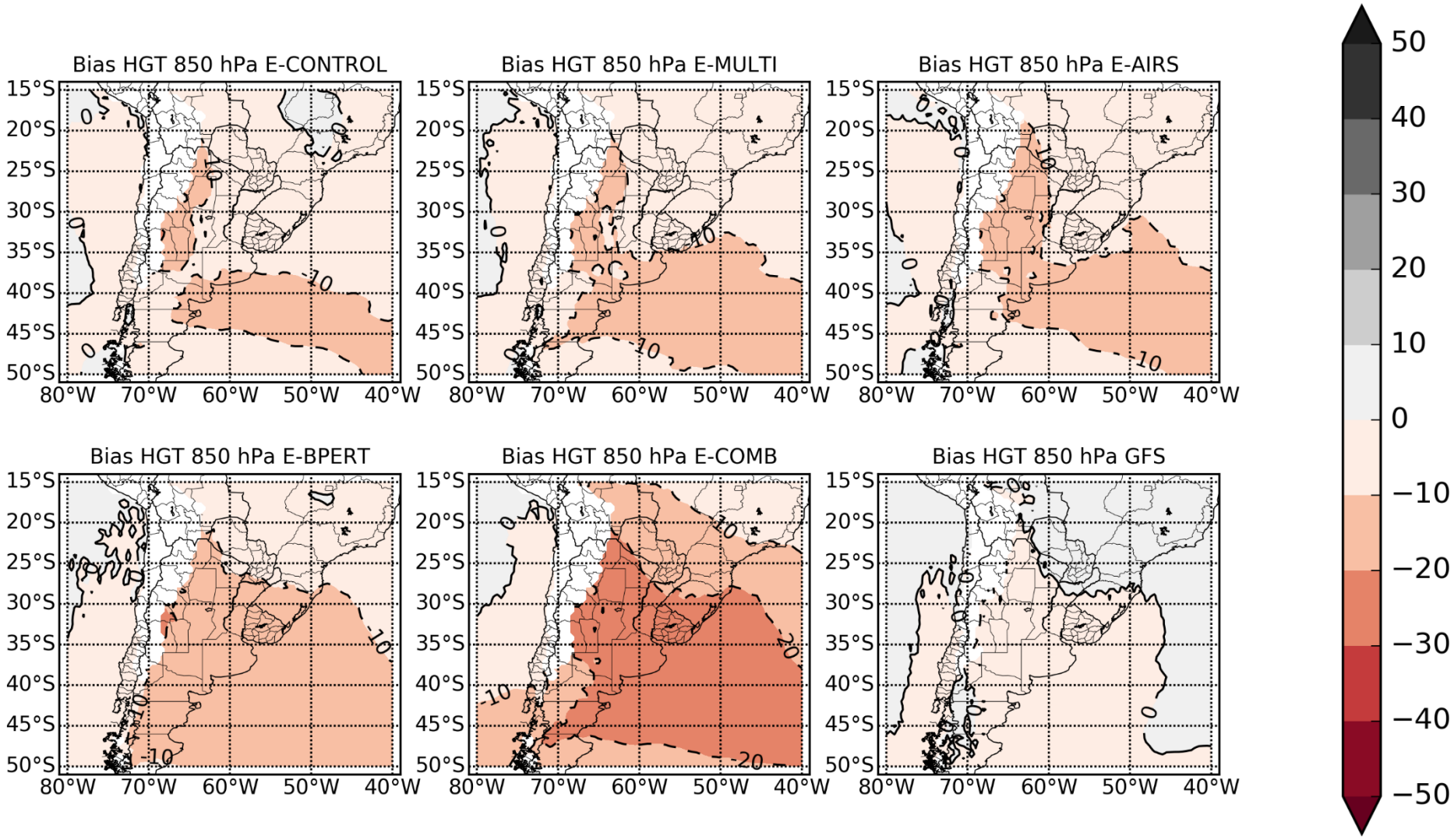


Figura 3.11. Análogo a Figura 3.9 para 850 hPa: Bias de los pronósticos a 6 hs de la altura geopotencial [m] de 850 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

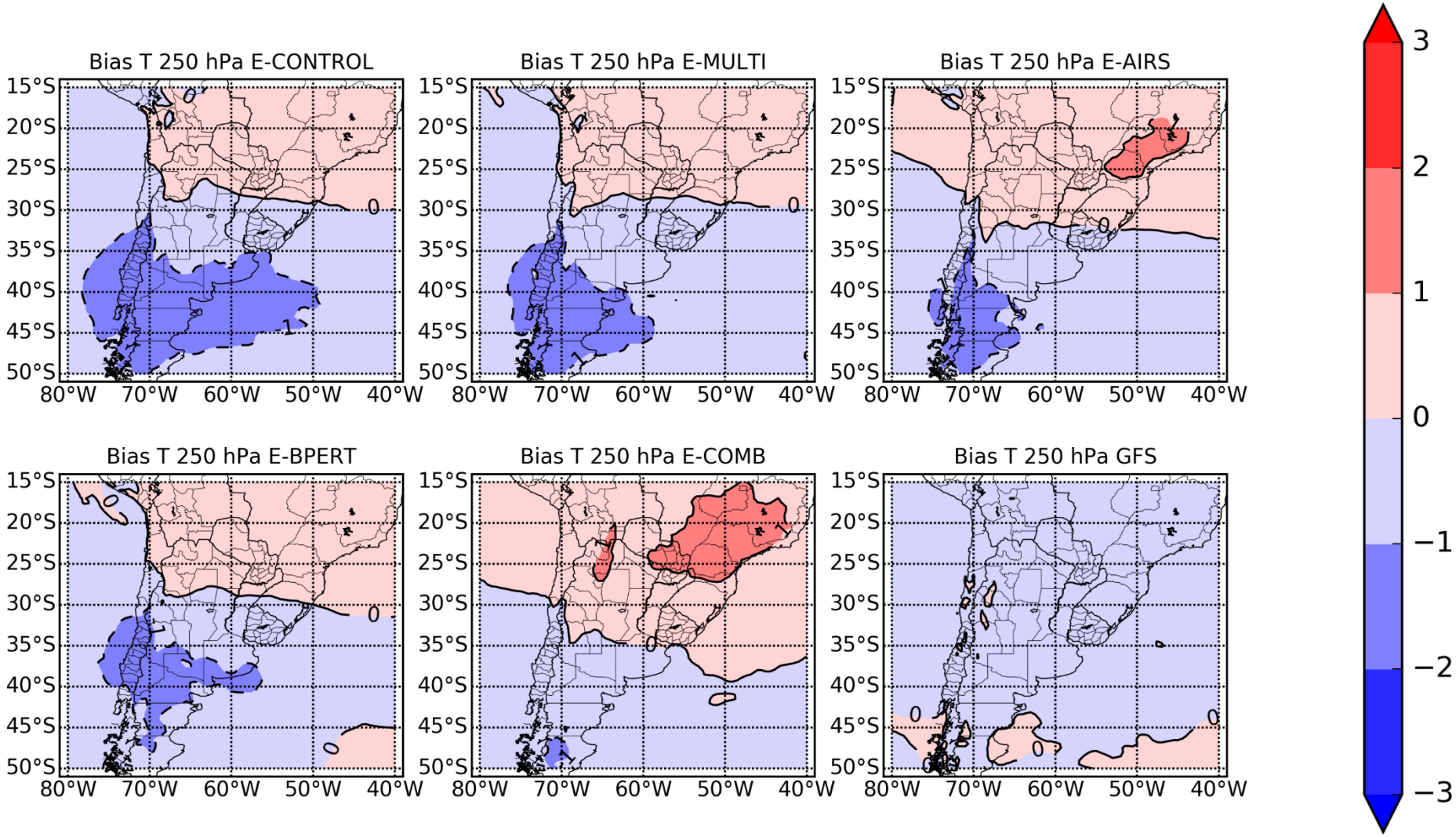


Figura 3.12. Bias de los pronósticos a 6 hs de la temperatura [K] de 250 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

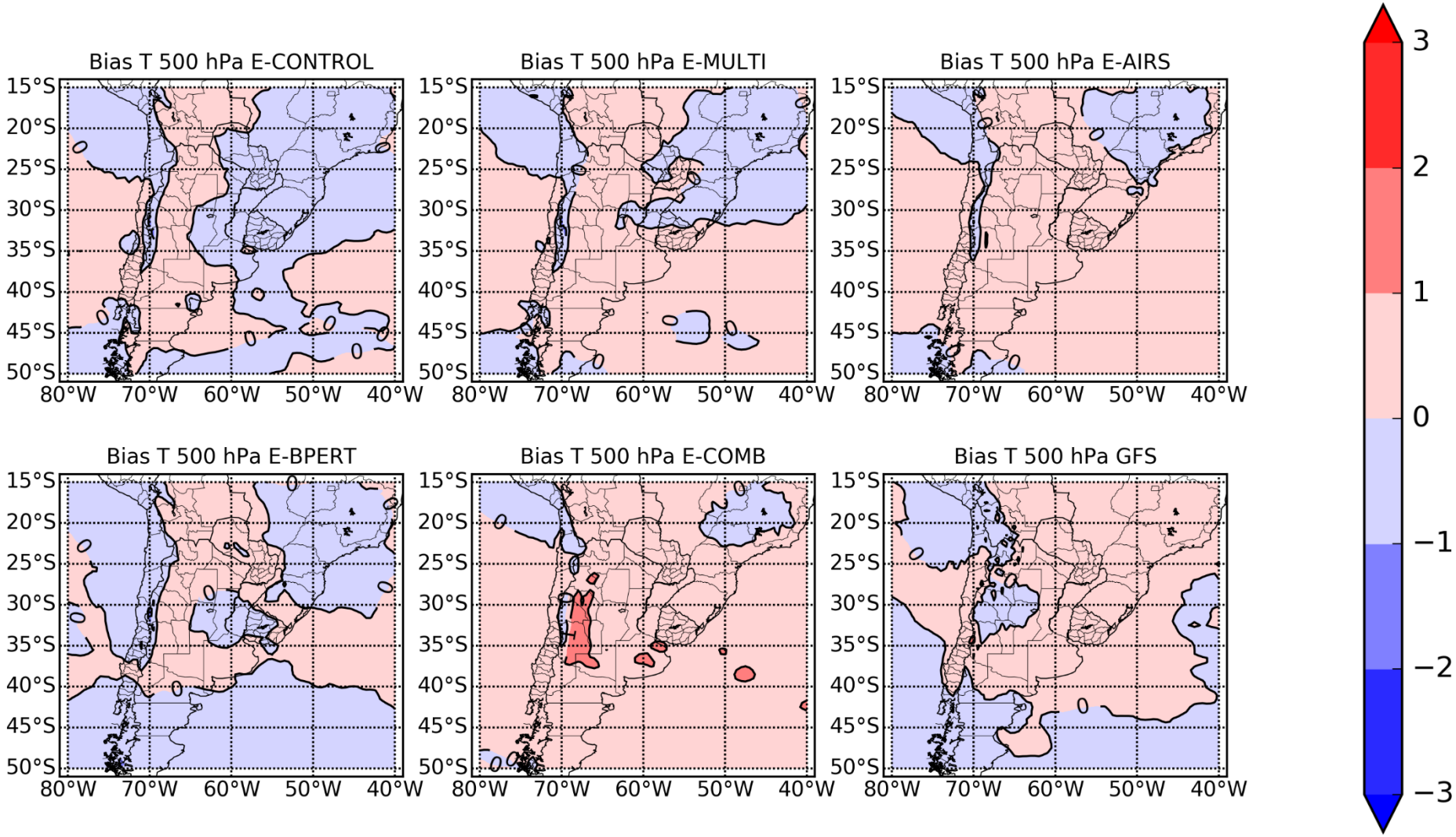


Figura 3.13. Análogo a Figura 3.12 para 500 hPa: Bias de los pronósticos a 6 hs de la temperatura [K] de 500 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

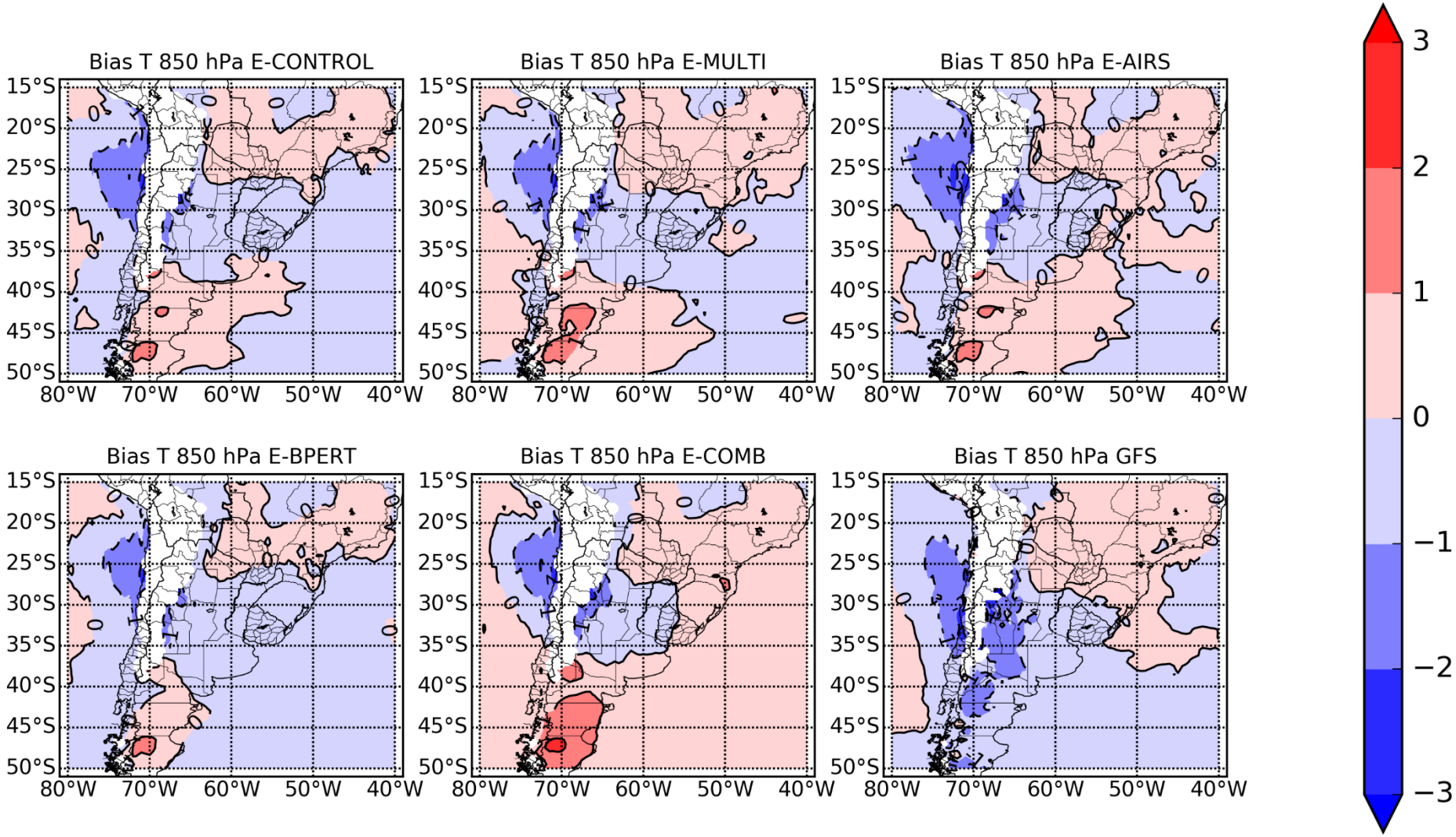


Figura 3.14. Análogo a Figura 3.12 para 850 hPa: Bias de los pronósticos a 6 hs de la temperatura [K] de 850 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

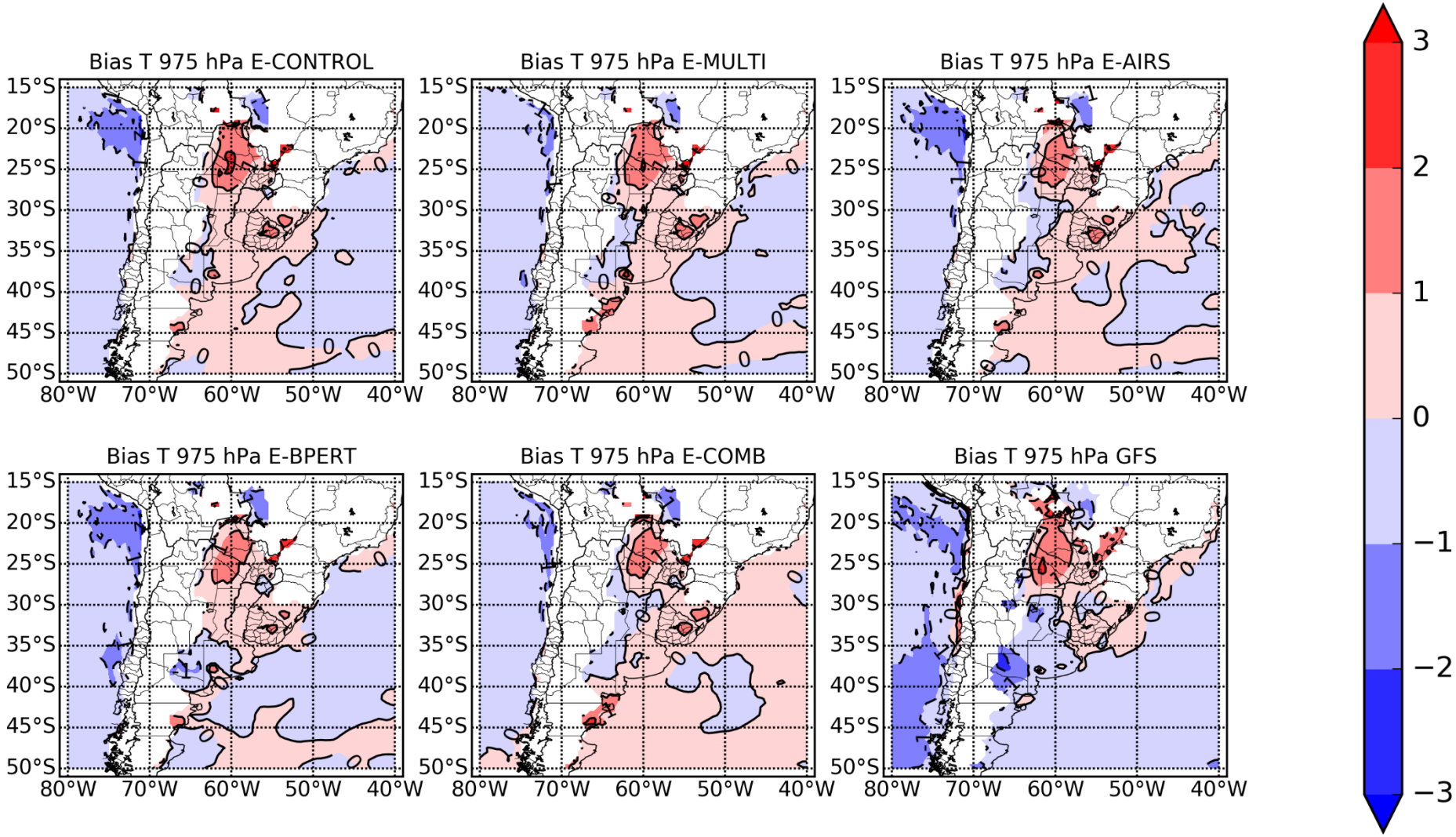


Figura 3.15. Análogo a Figura 3.12 para 975 hPa: Bias de los pronósticos a 6 hs de la temperatura [K] de 975 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

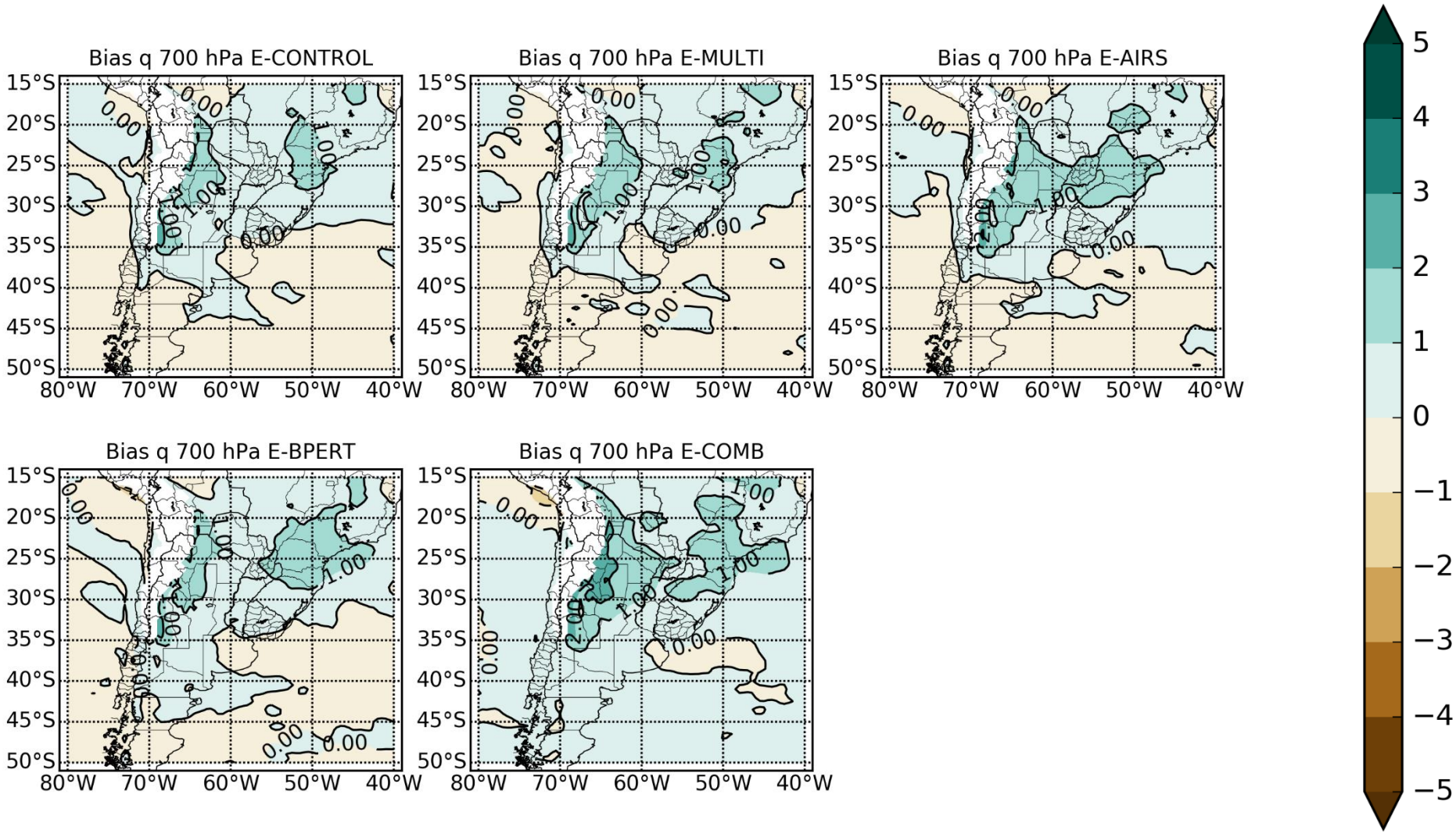


Figura 3.16. Bias de los pronósticos a 6 hs de la humedad específica [g Kg^{-1}] de 700 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT y E-COMB; considerando el período completo.

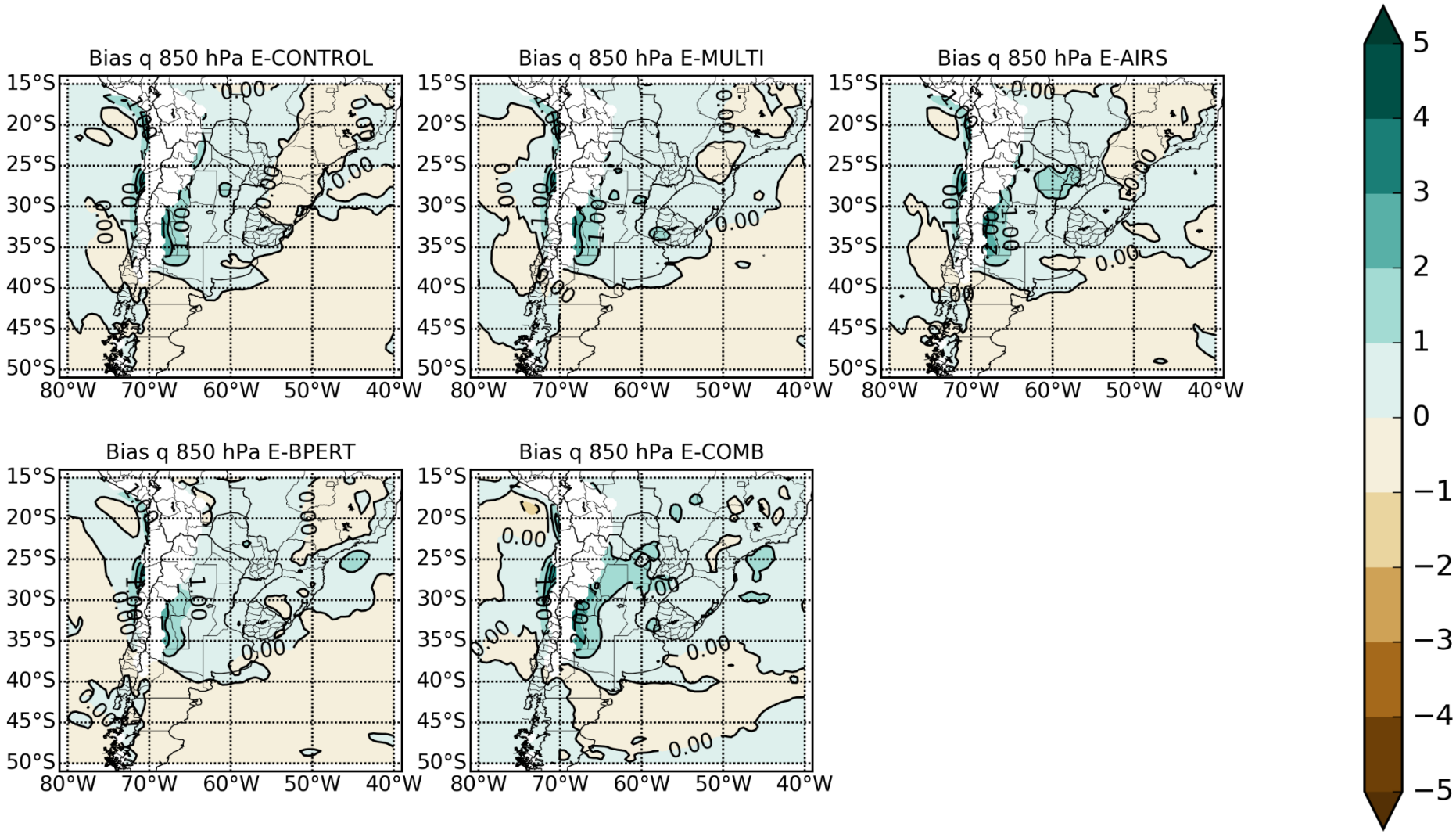


Figura 3.17. Análogo a Figura 3.16 para 850 hPa: Bias de los pronósticos a 6 hs de la humedad específica [g Kg^{-1}] de 850 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT y E-COMB; considerando el período completo.

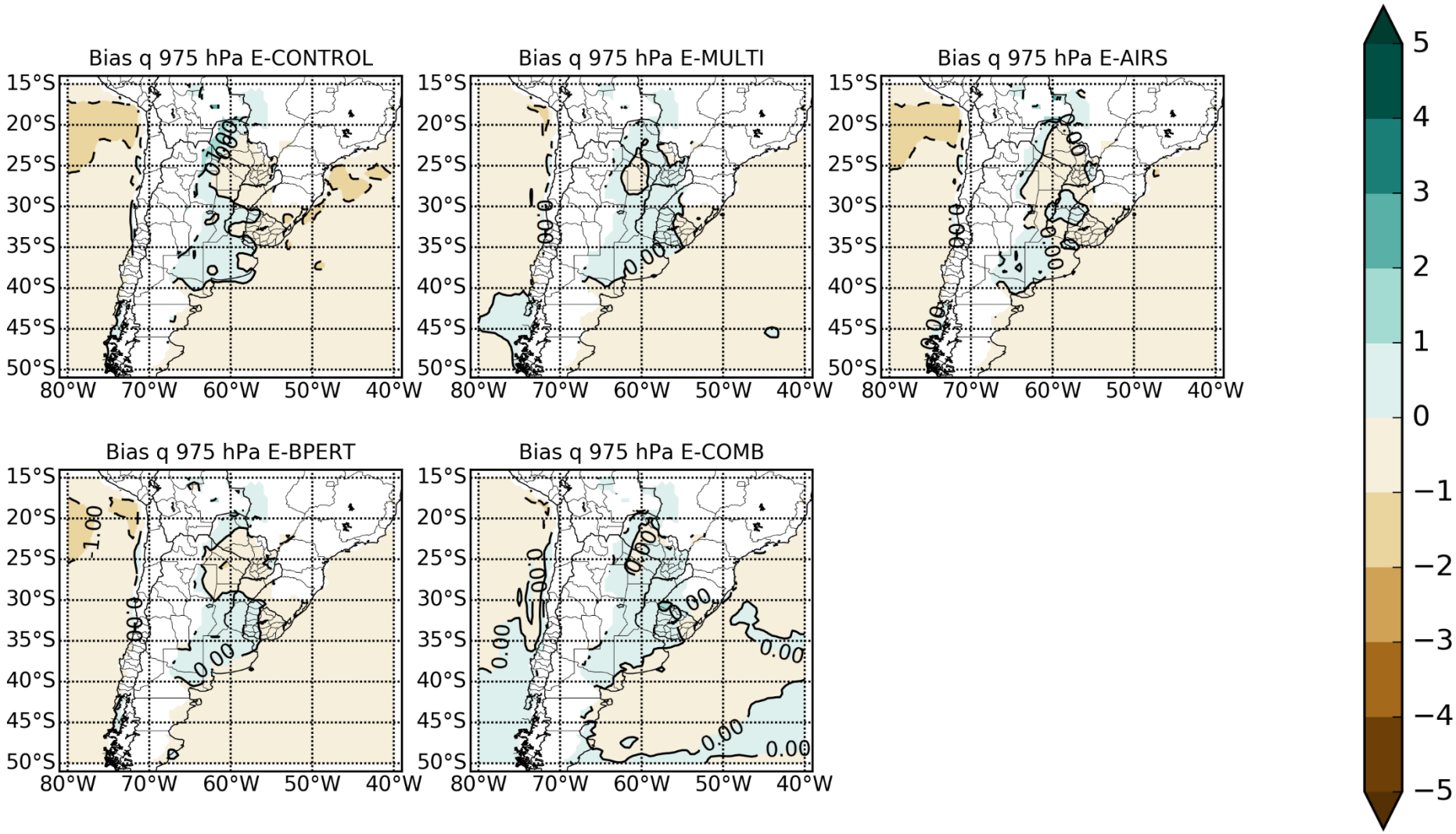


Figura 3.18. Análogo a Figura 3.16 para 975 hPa: Bias de los pronósticos a 6 hs de la humedad específica [g Kg^{-1}] de 975 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT y E-COMB; considerando el período completo.

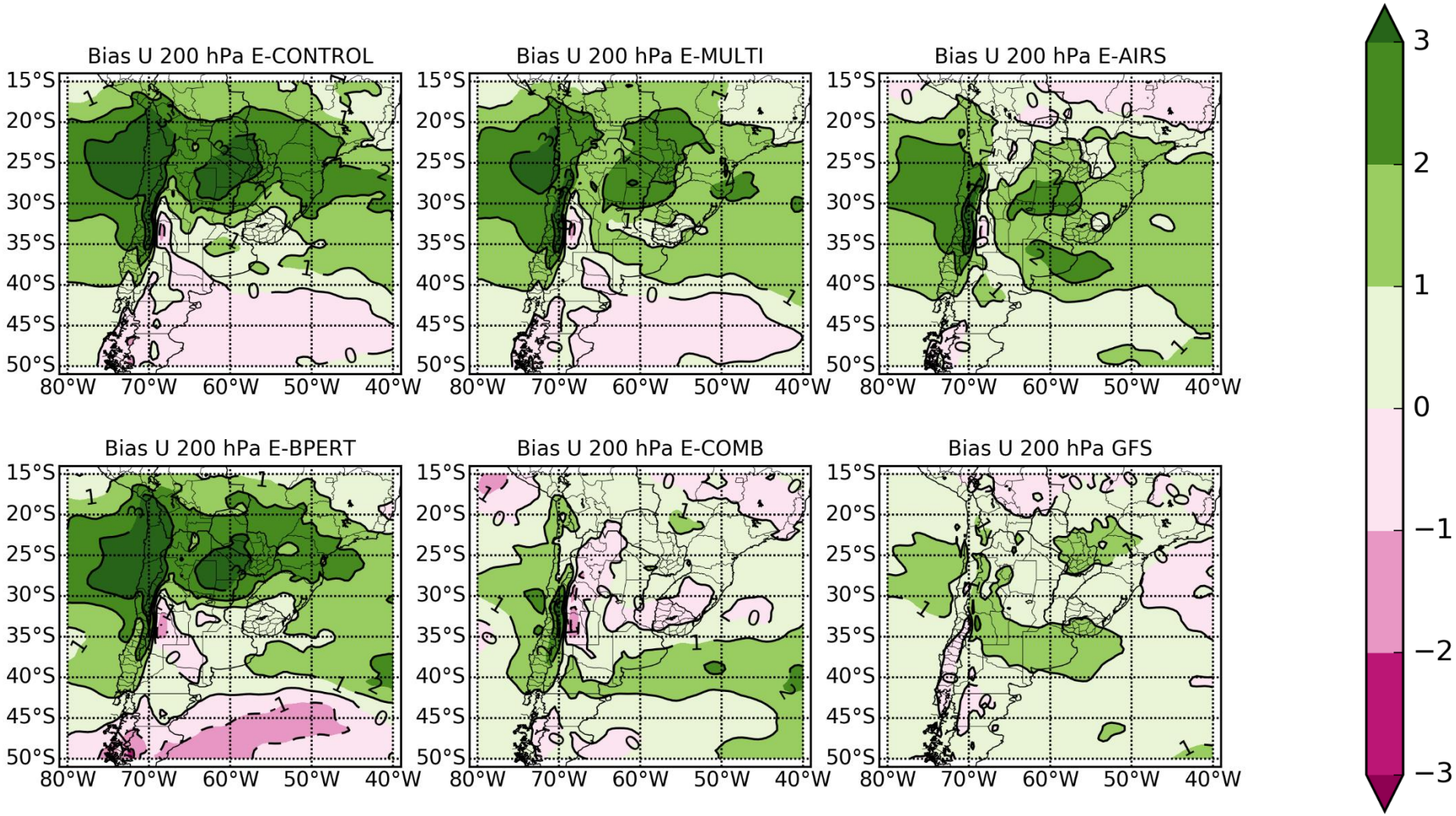


Figura 3.19. Bias de los pronósticos a 6 hs de la componente zonal del viento [ms^{-1}] de 200 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

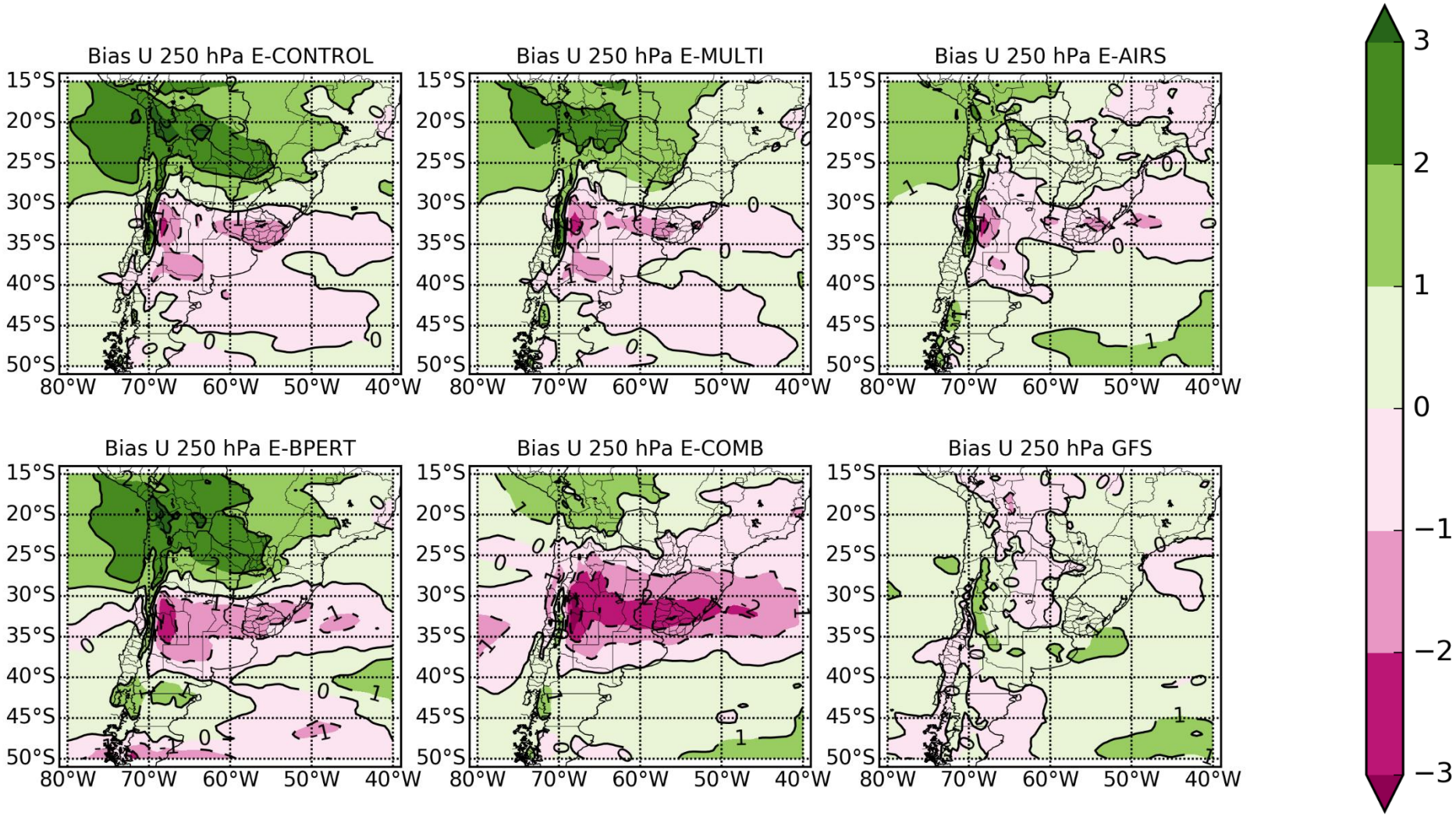


Figura 3.20. Análogo a Figura 3.19 para 250 hPa: Bias de los pronósticos a 6 hs de la componente zonal del viento [ms^{-1}] de 250 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

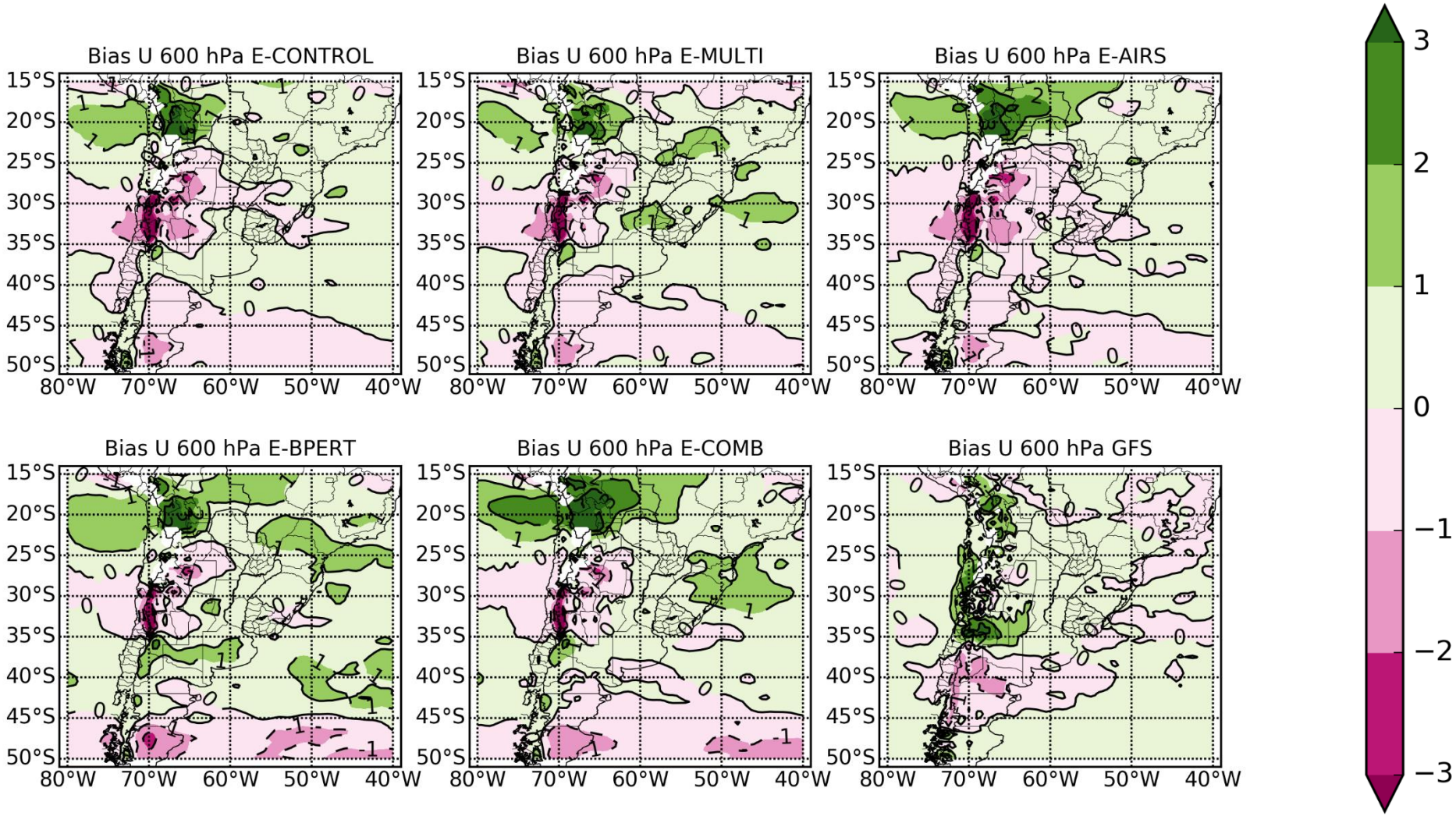


Figura 3.21. Análogo a Figura 3.19 para 600 hPa: Bias de los pronósticos a 6 hs de la componente zonal del viento [ms^{-1}] de 600 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

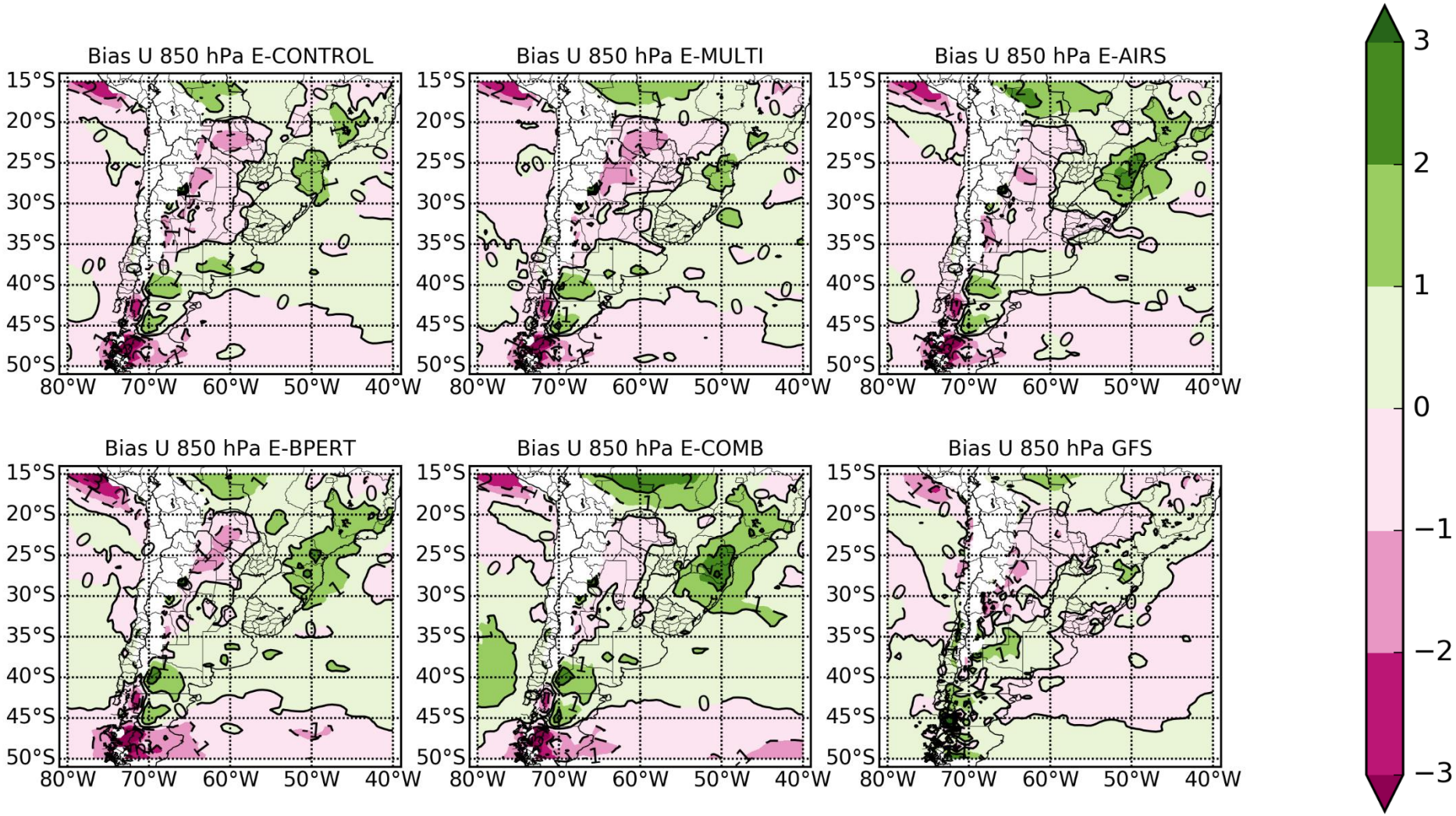


Figura 3.22. Análogo a Figura 3.19 para 850 hPa: Bias de los pronósticos a 6 hs de la componente zonal del viento [ms^{-1}] de 850 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

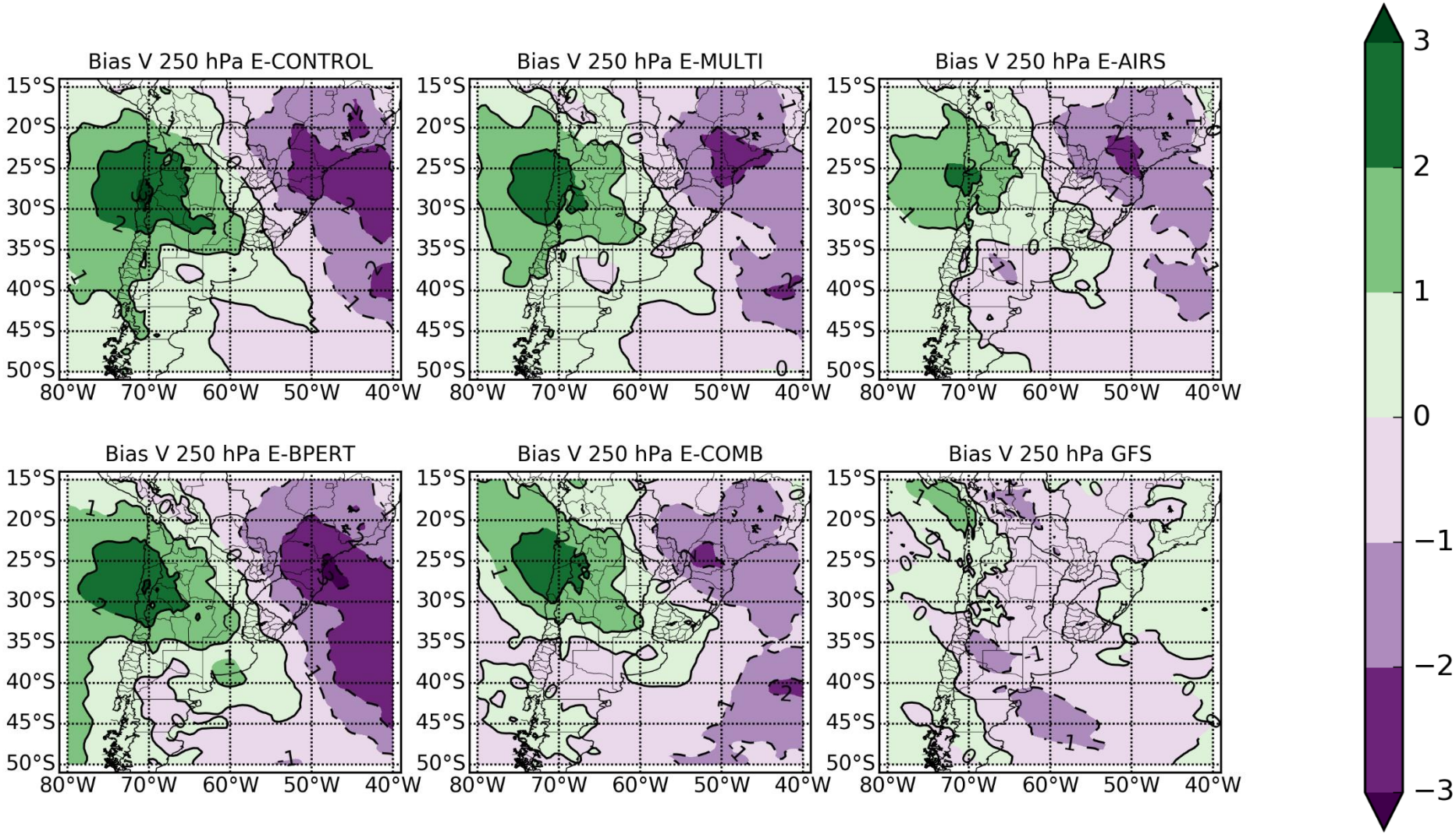


Figura 3.23. Bias de los pronósticos a 6 hs de la componente meridional del viento [ms^{-1}] de 250 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

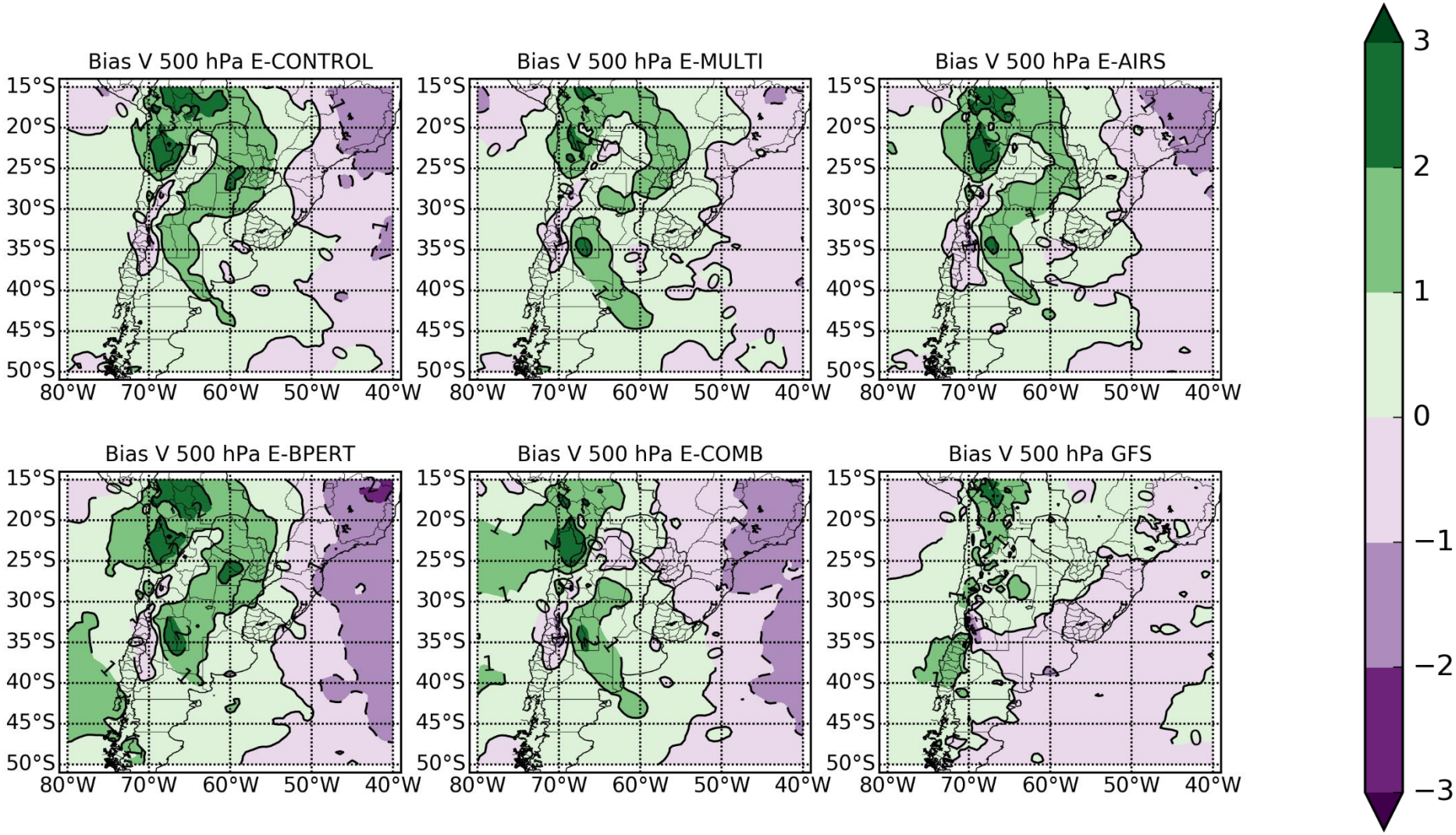


Figura 3.24. Análogo a Figura 3.23 para 500 hPa: Bias de los pronósticos a 6 hs de la componente meridional del viento [ms^{-1}] de 500 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

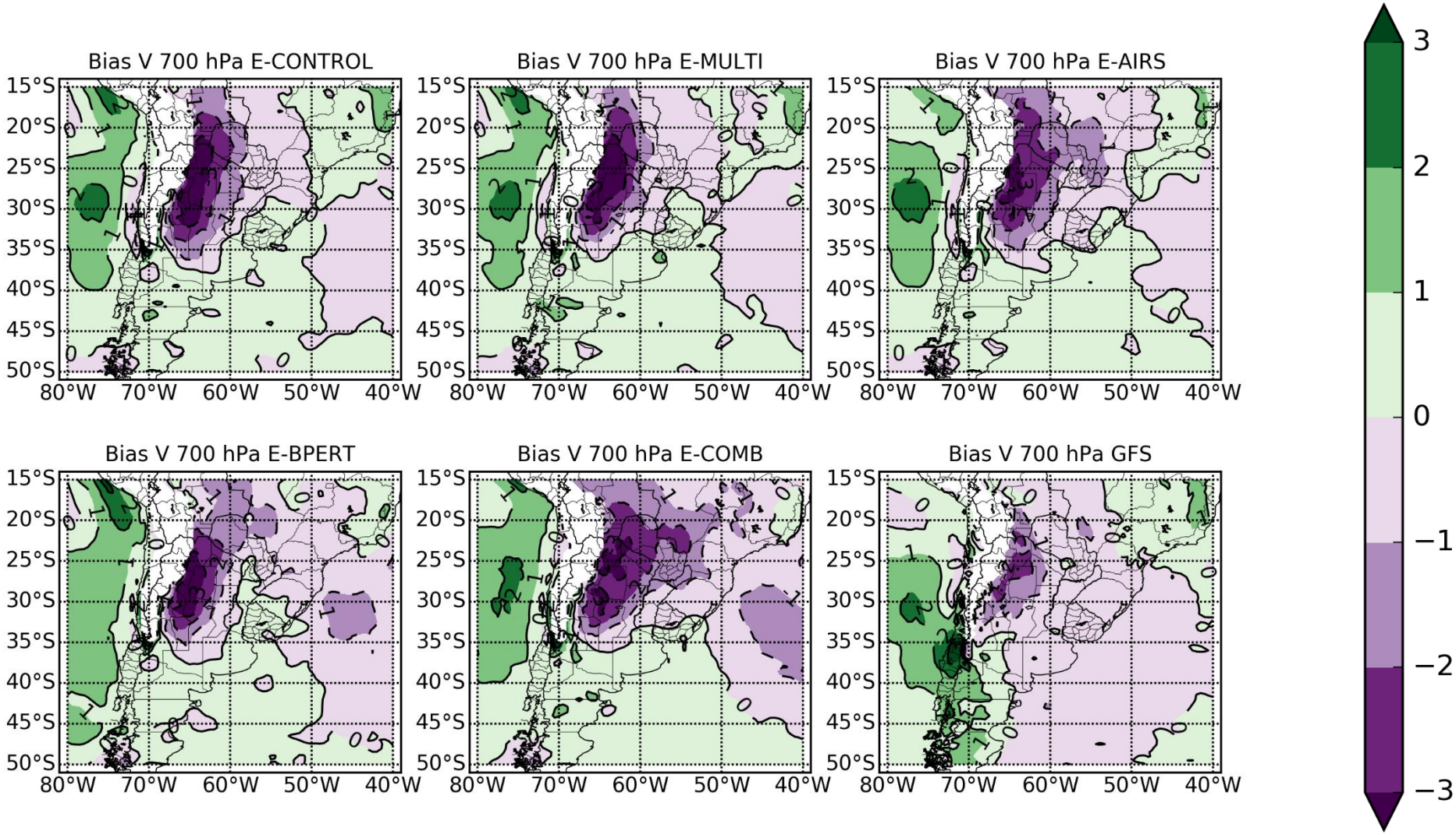


Figura 3.25. Análogo a Figura 3.23 para 700 hPa: Bias de los pronósticos a 6 hs de la componente meridional del viento [ms^{-1}] de 700 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

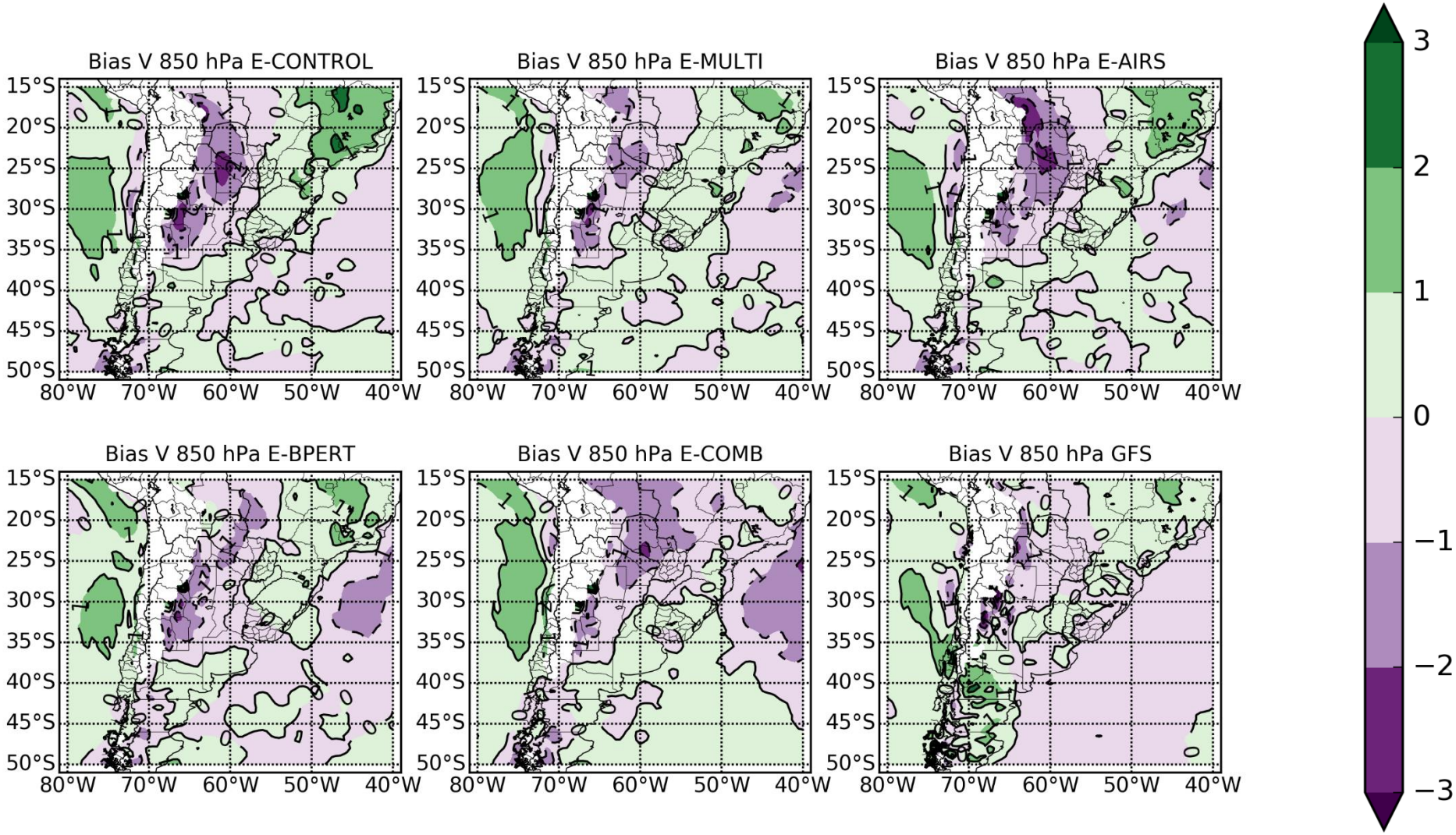


Figura 3.26. Análogo a Figura 3.23 para 850 hPa: Bias de los pronósticos a 6 hs de la componente meridional del viento [ms^{-1}] de 850 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

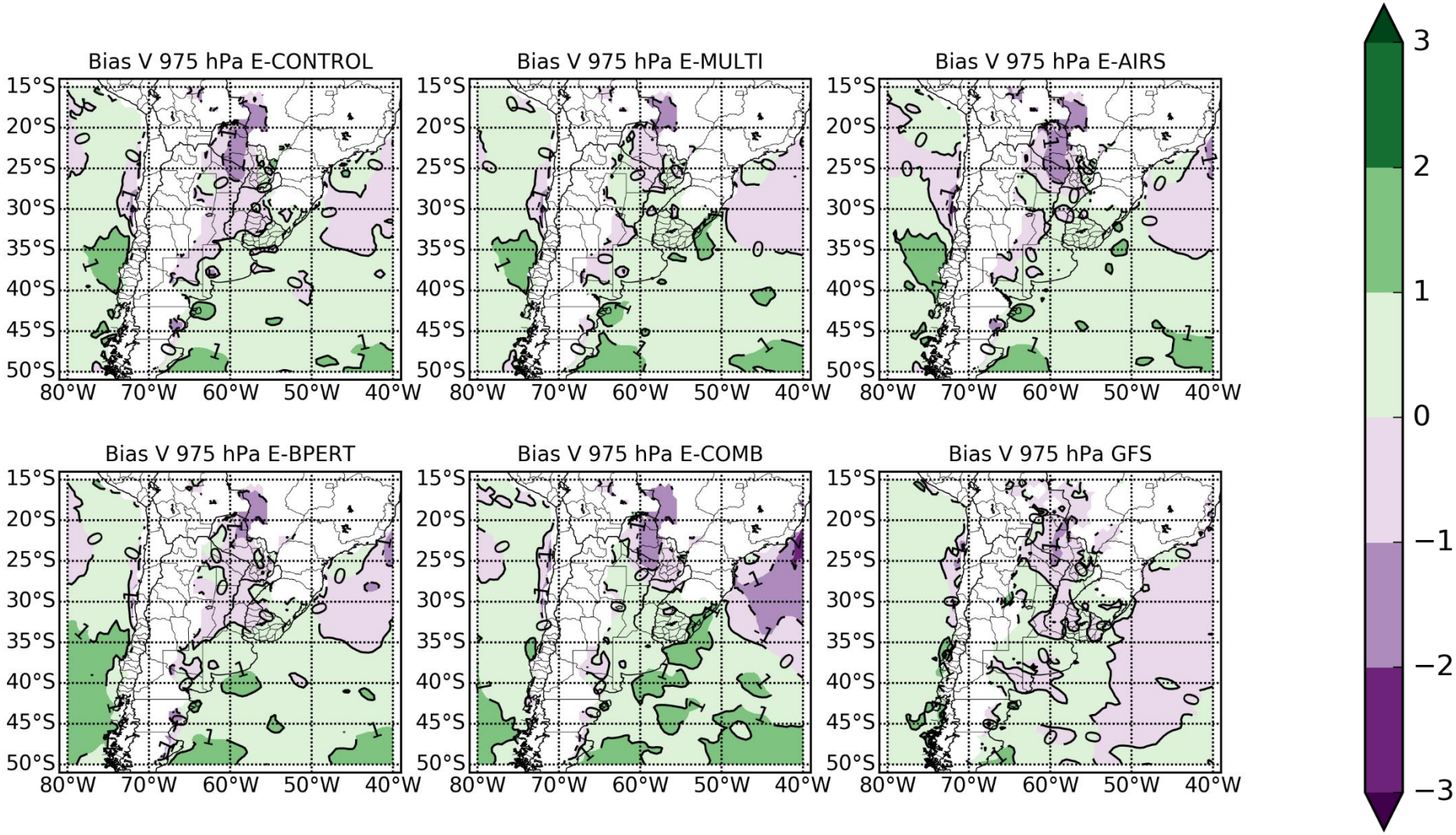


Figura 3.27. Análogo a Figura 3.23 para 975 hPa: Bias de los pronósticos a 6 hs de la componente meridional del viento [ms^{-1}] de 975 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

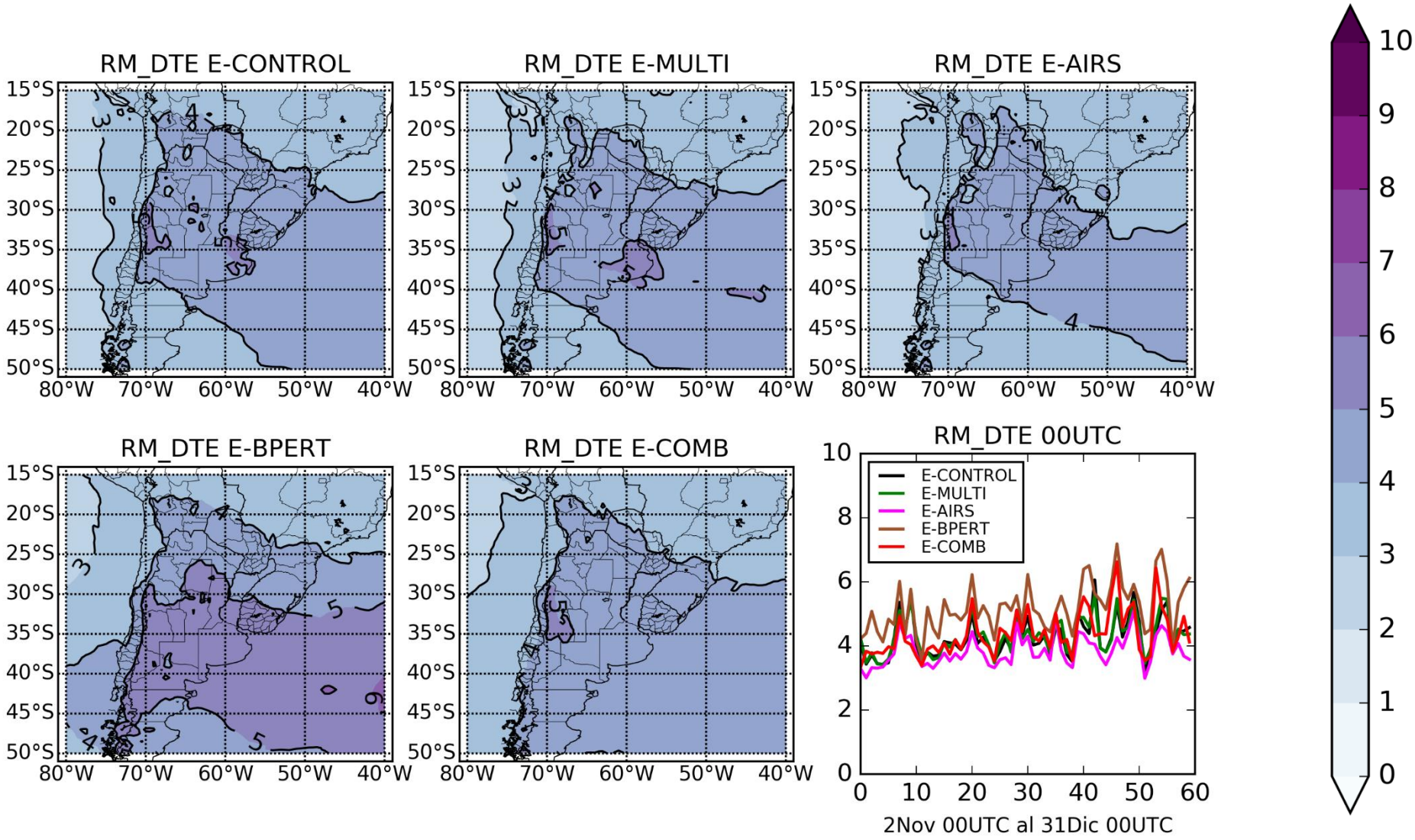


Figura 3.28. Raíz del promedio de la diferencia de energía (RM_DTE) [ms^{-1}] utilizando los reanálisis ERA como verdad, para los pronósticos a 6 horas de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB considerando toda la vertical y el período completo (mapas); y considerando toda la vertical y todo el dominio sólo para las 00 UTC (evolución temporal).

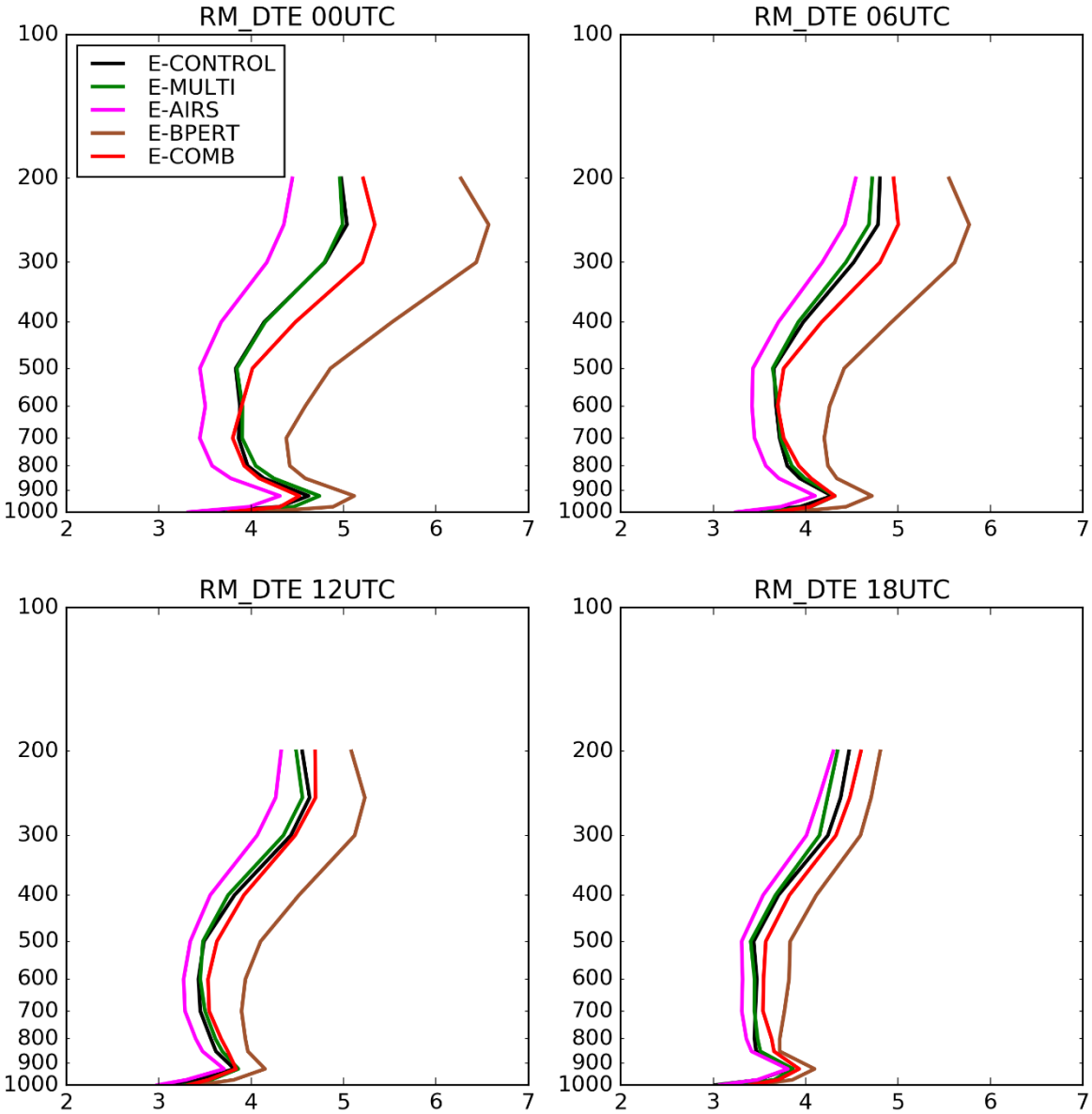


Figura 3.29. Raíz del promedio de la diferencia de energía (RM_DTE) [ms^{-1}] utilizando los reanálisis ERA como verdad, para los pronósticos a 6 horas de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB considerando todo el dominio y el período completo, para las 00, 06, 12 y 18 UTC.

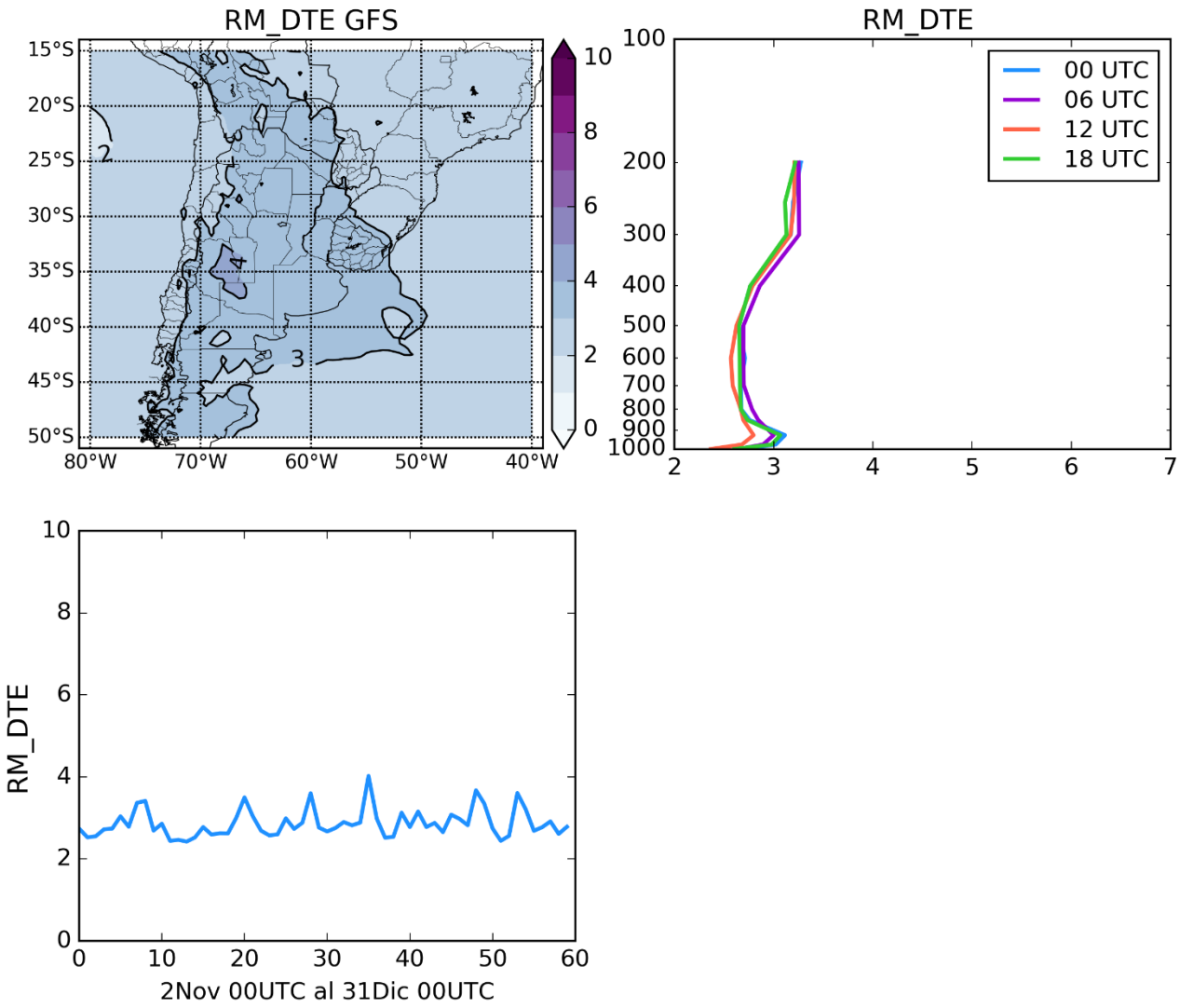


Figura 3.30. Raíz del promedio de la diferencia de energía (RM_DTE) [ms^{-1}] utilizando los reanálisis ERA como verdad, para los pronósticos a 6 horas de GFS considerando toda la vertical y el período completo (mapa); considerando todo el dominio y el período completo para las 00, 06, 12 y 18 UTC (perfil vertical); y considerando toda la vertical y todo el dominio sólo para las 00 UTC (evolución temporal).

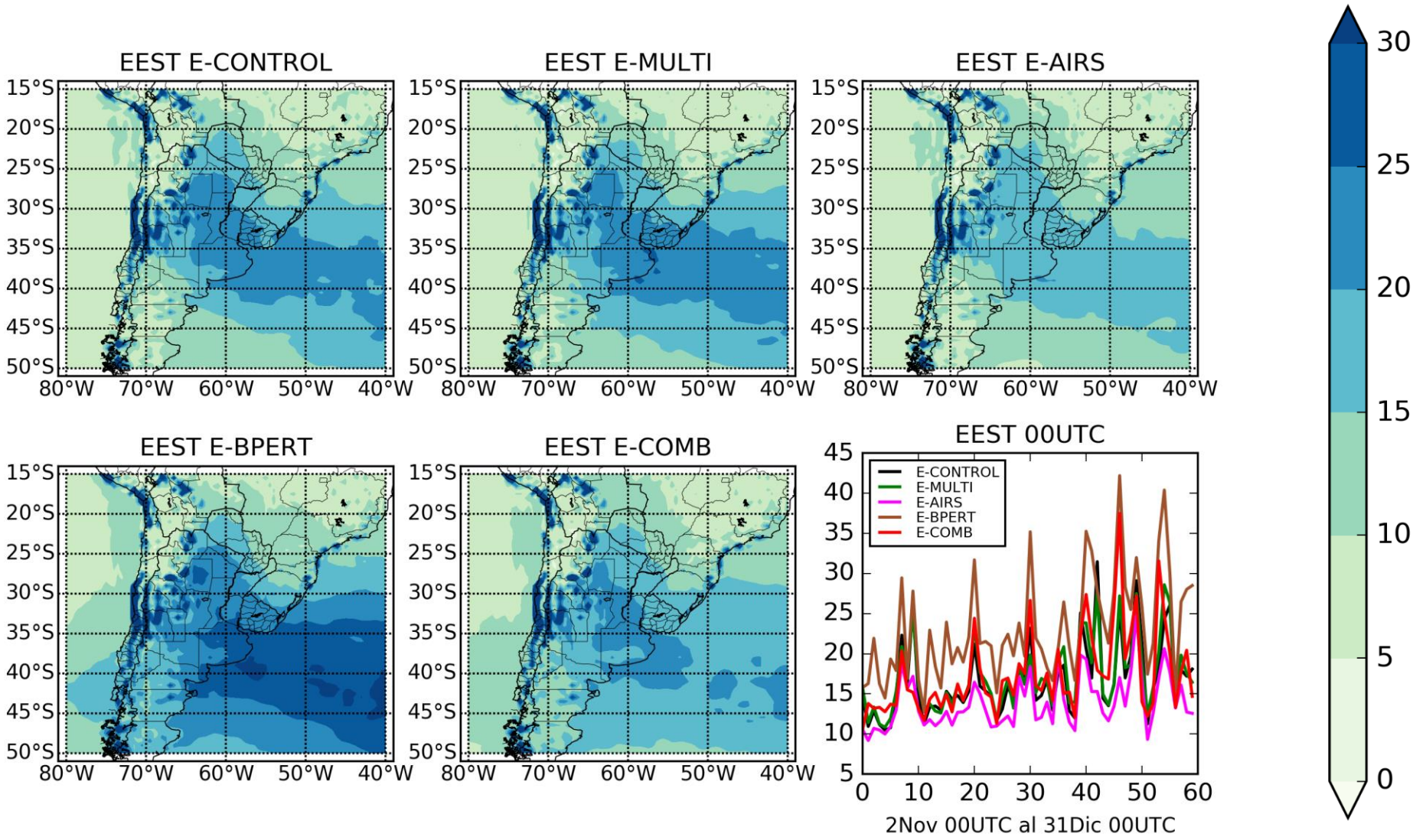


Figura 3.31. Error de Energía Seca Total (EEST) [m^2s^{-2}] utilizando los reanálisis ERA como verdad, para los pronósticos a 6 horas de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB considerando toda la vertical y el período completo (mapas); y considerando toda la vertical y todo el dominio sólo para las 00 UTC (evolución temporal).

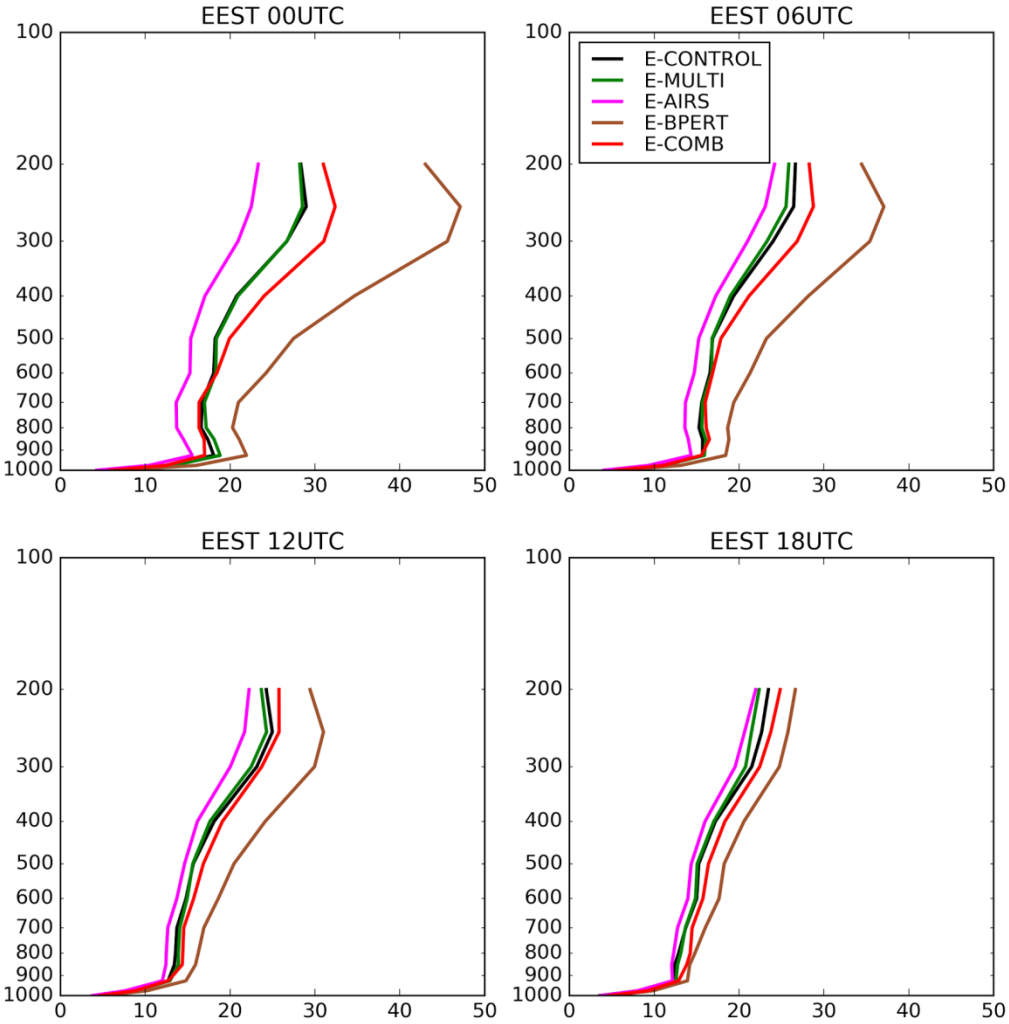


Figura 3.32. Error de Energía Seca Total (EEST) [m^2s^{-2}] utilizando los reanálisis ERA como verdad, para los pronósticos a 6 horas de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB considerando todo el dominio y el período completo para las 00, 06, 12 y 18 UTC.

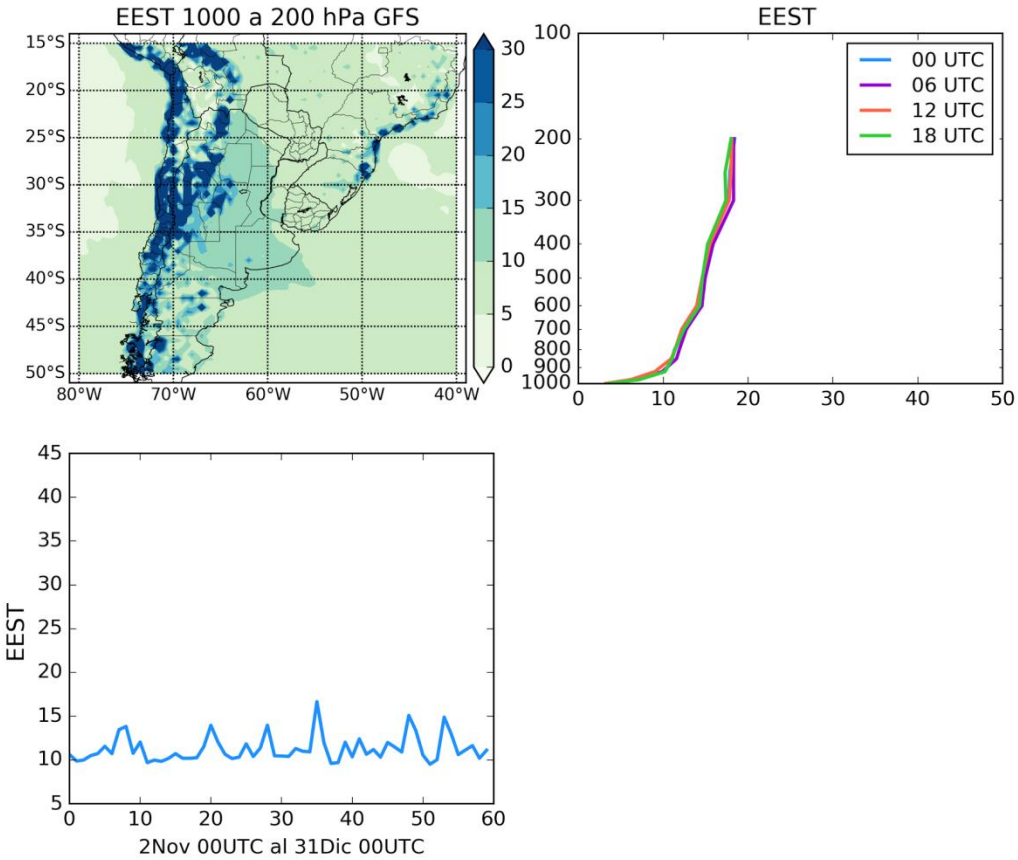


Figura 3.33. Error de Energía Seca Total (EEST) [m^2s^{-2}] utilizando los reanálisis ERA como verdad, para los pronósticos a 6 horas de GFS considerando toda la vertical y el período completo (mapa); considerando todo el dominio y el período completo para las 00, 06, 12 y 18 UTC (perfil vertical); y considerando toda la vertical y todo el dominio sólo para las 00 UTC (evolución temporal).

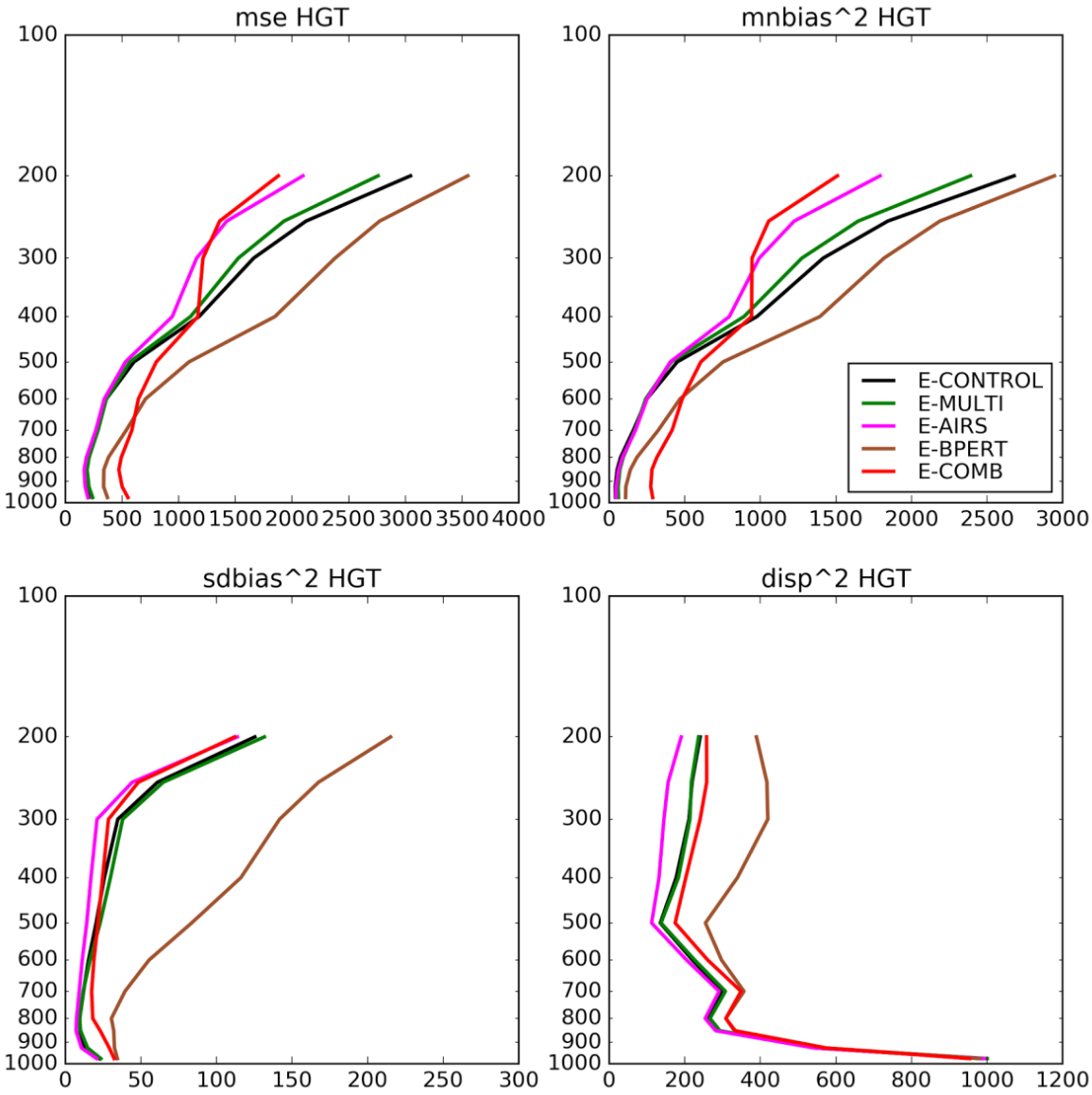


Figura 3.34. Perfiles verticales del promedio temporal del Error Cuadrático Medio (mse) y sus términos (según ecuación 2.25), utilizando los reanálisis ERA como verdad, para los pronósticos a 6 horas de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB, de la altura geopotencial [m^2].

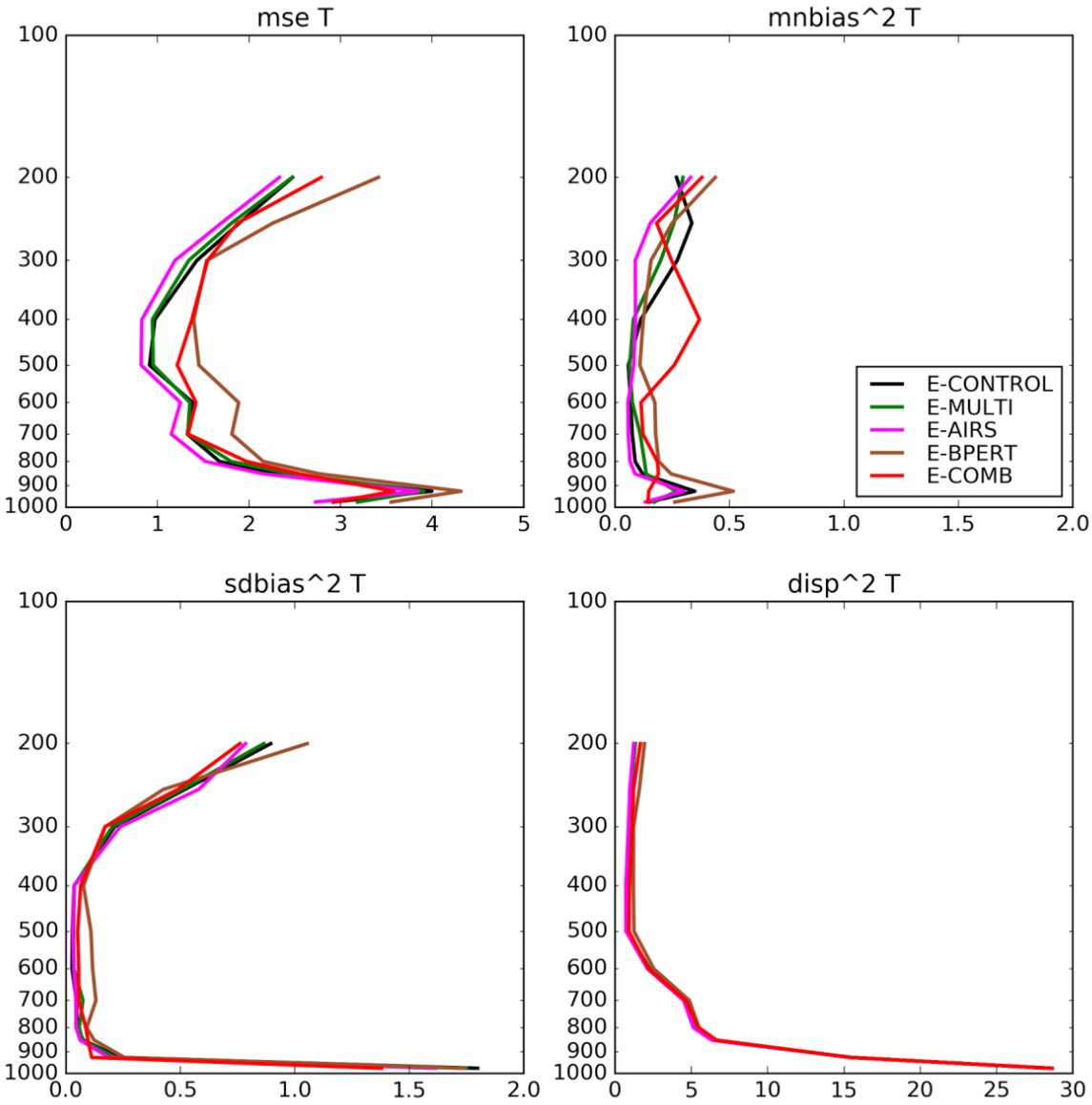


Figura 3.35. Perfiles verticales del promedio temporal del Error Cuadrático Medio (mse) y sus términos (según ecuación 2.25), utilizando los reanálisis ERA como verdad, para los pronósticos a 6 horas de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB, de la temperatura [K^2].

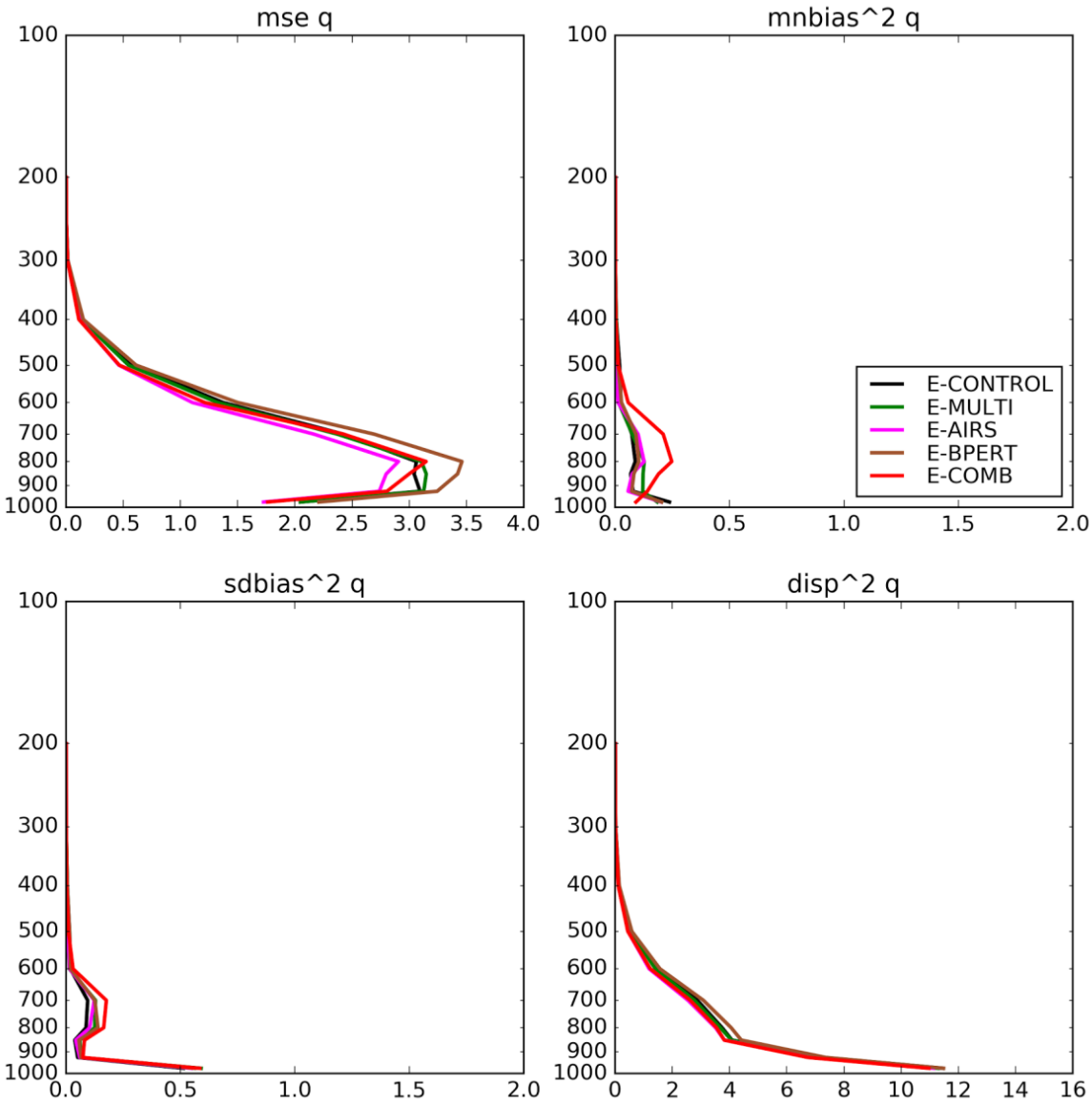


Figura 3.36. Perfiles verticales del promedio temporal del Error Cuadrático Medio (mse) y sus términos (según ecuación 2.25), utilizando los reanálisis ERA como verdad, para los pronósticos a 6 horas de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB, de la humedad específica [g^2 Kg^{-2}].

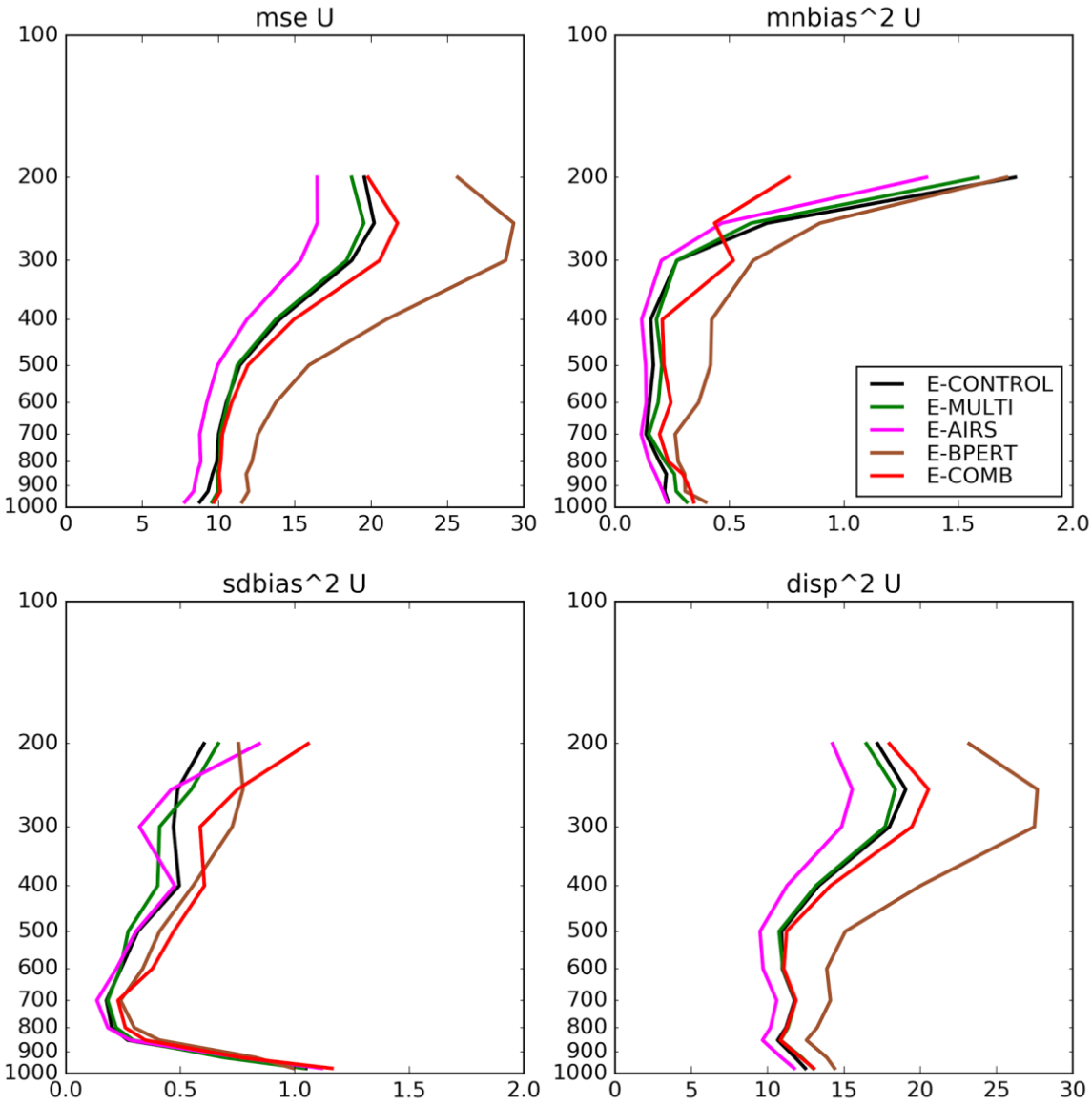


Figura 3.37. Perfiles verticales del promedio temporal del Error Cuadrático Medio (mse) y sus términos (según ecuación 2.25), utilizando los reanálisis ERA como verdad, para los pronósticos a 6 horas de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB, de la componente zonal del viento [$m^2 s^{-2}$].

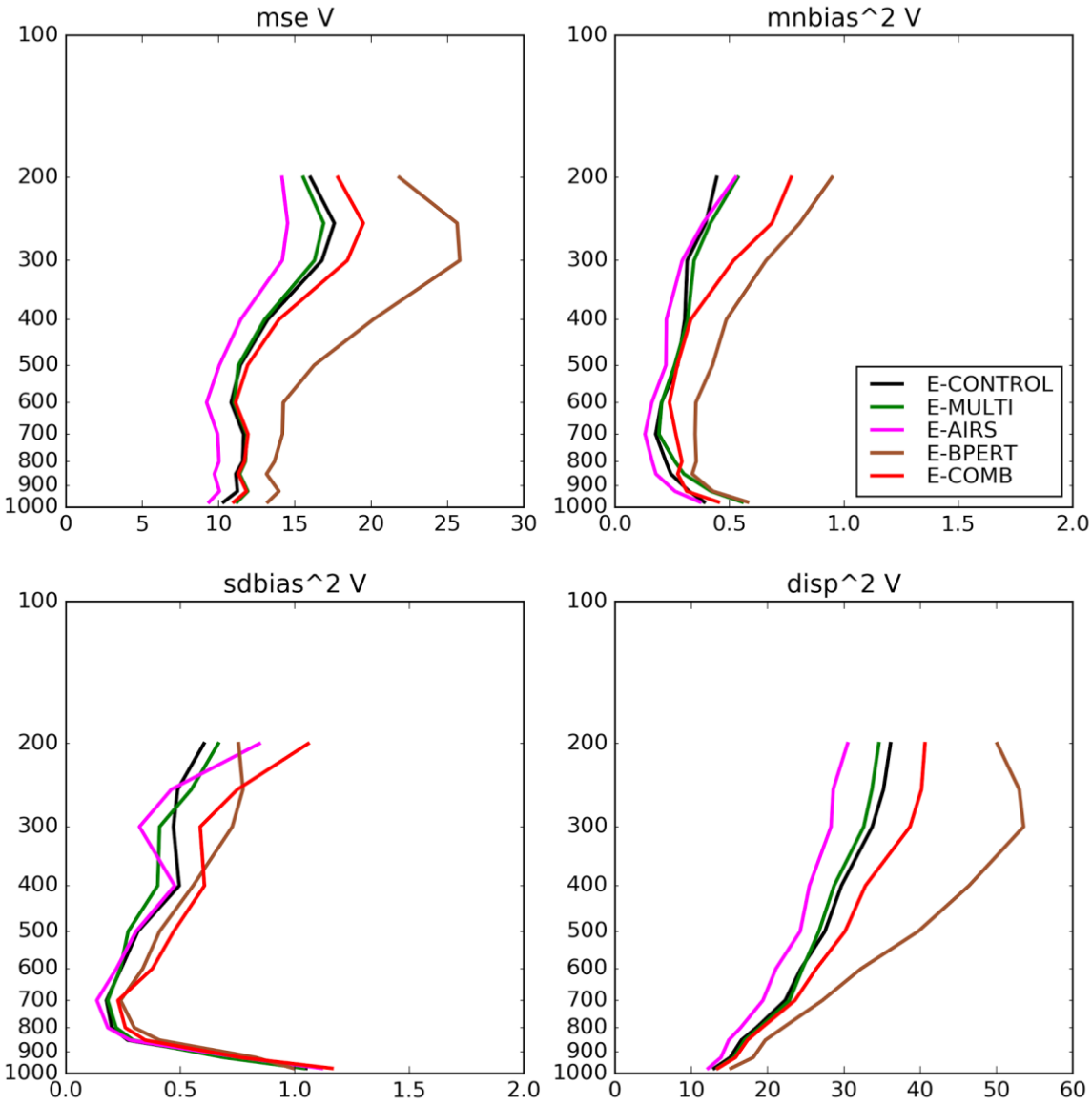


Figura 3.38. Perfiles verticales del promedio temporal del Error Cuadrático Medio (mse) y sus términos (según ecuación 2.25), utilizando los reanálisis ERA como verdad, para los pronósticos a 6 horas de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB, de la componente meridional del viento [$m^2 s^{-2}$].

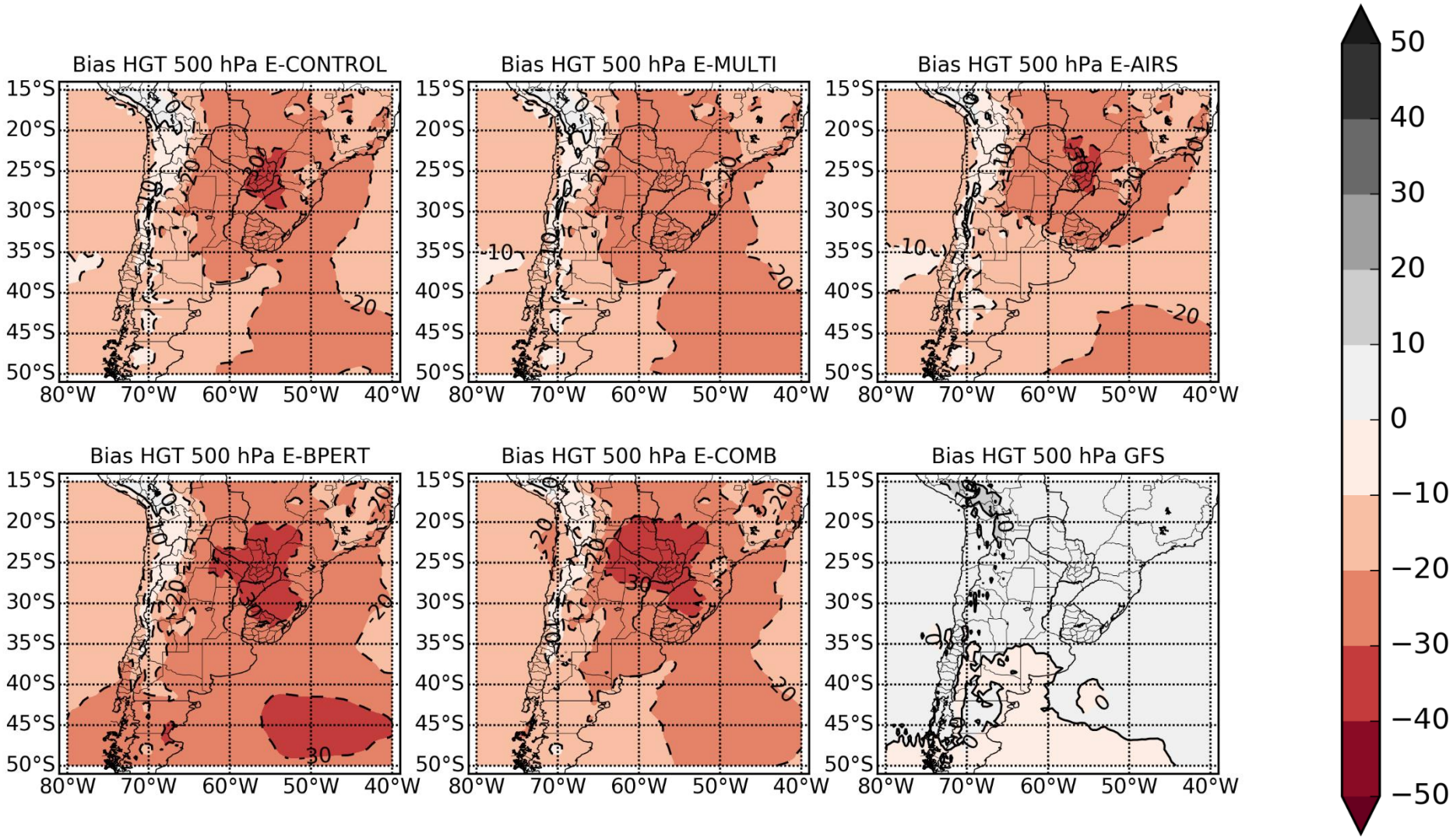


Figura 3.39. Bias de los pronósticos a 12 hs (válidos a las 00 UTC) de la altura geopotencial [m] de 500 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

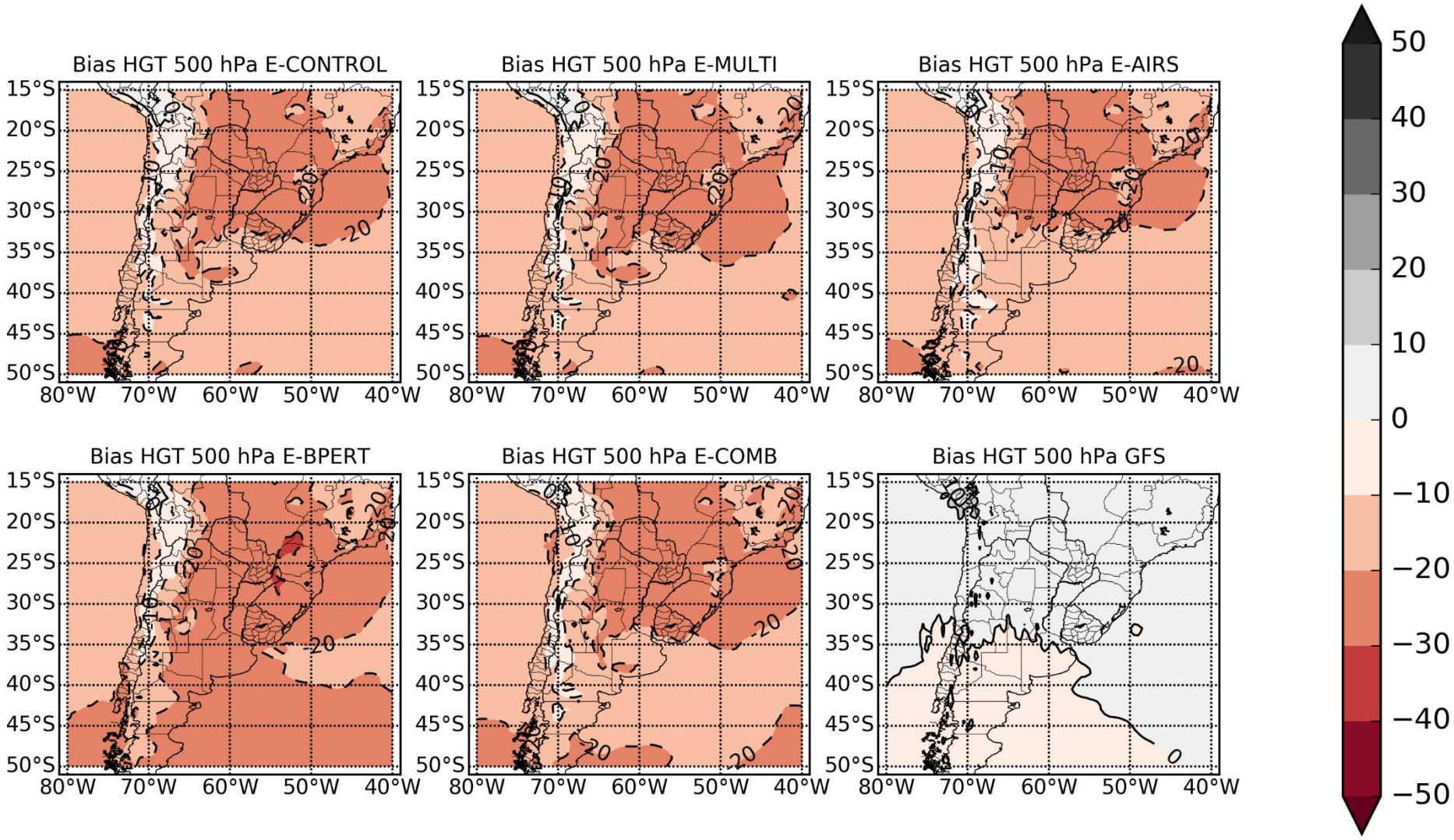


Figura 3.40. Bias de los pronósticos a 24 hs (válidos a las 12 UTC) de la altura geopotencial [m] de 500 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

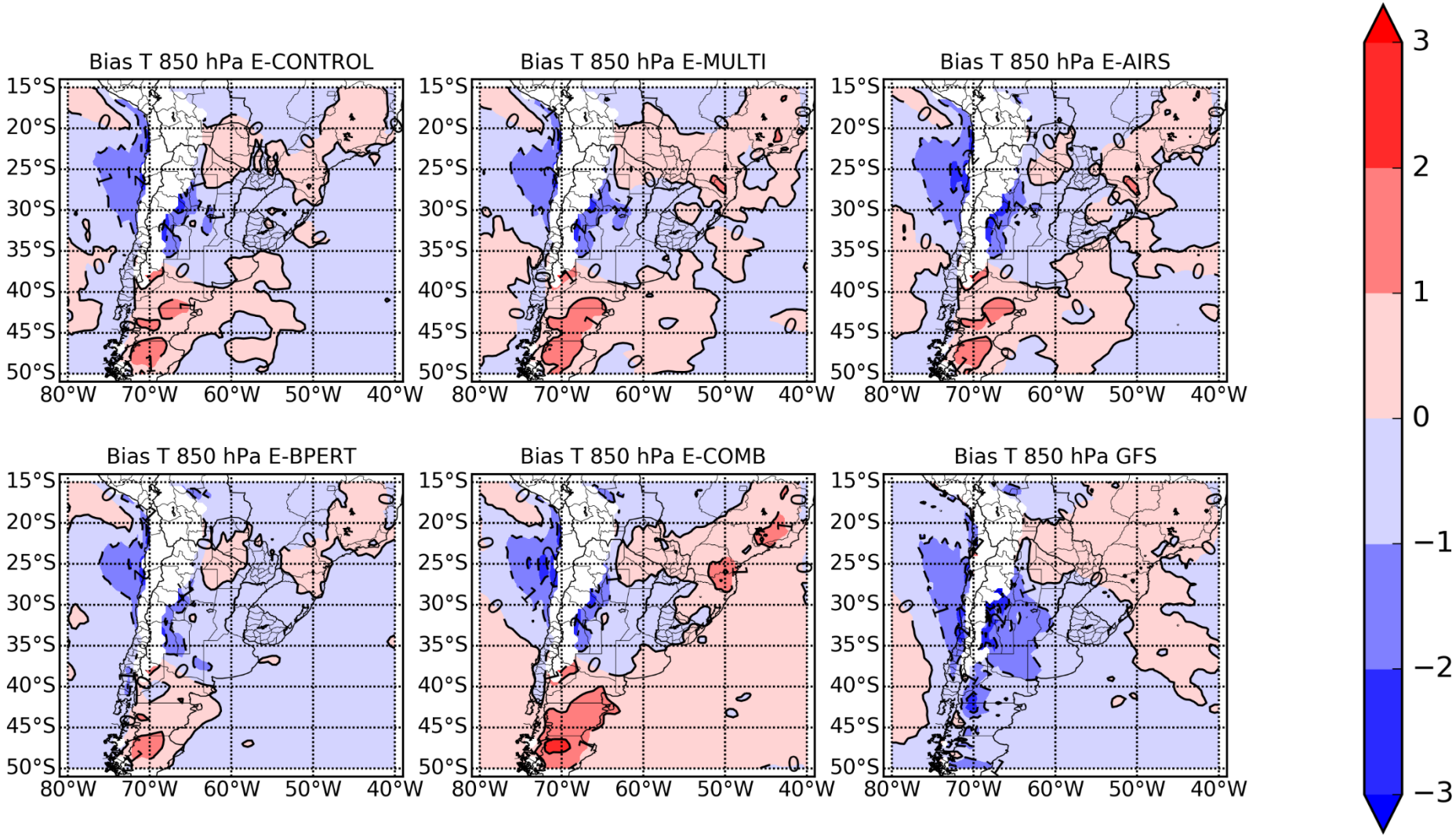


Figura 3.41. Bias de los pronósticos a 12 hs (válidos a las 00 UTC) de la temperatura [K] de 850 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

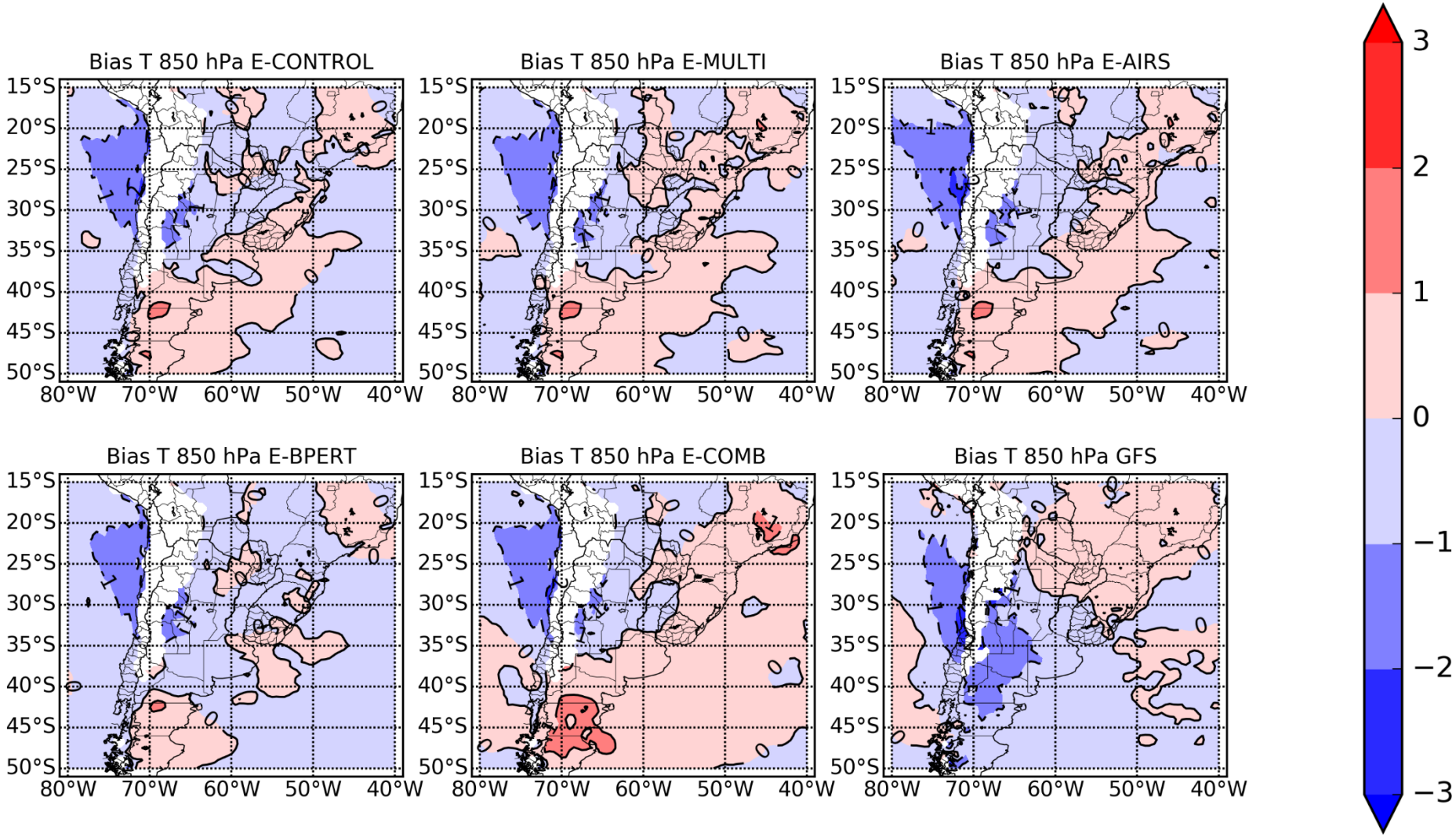


Figura 3.42. Bias de los pronósticos a 24 hs (válidos a las 12 UTC) de la temperatura [K] de 850 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

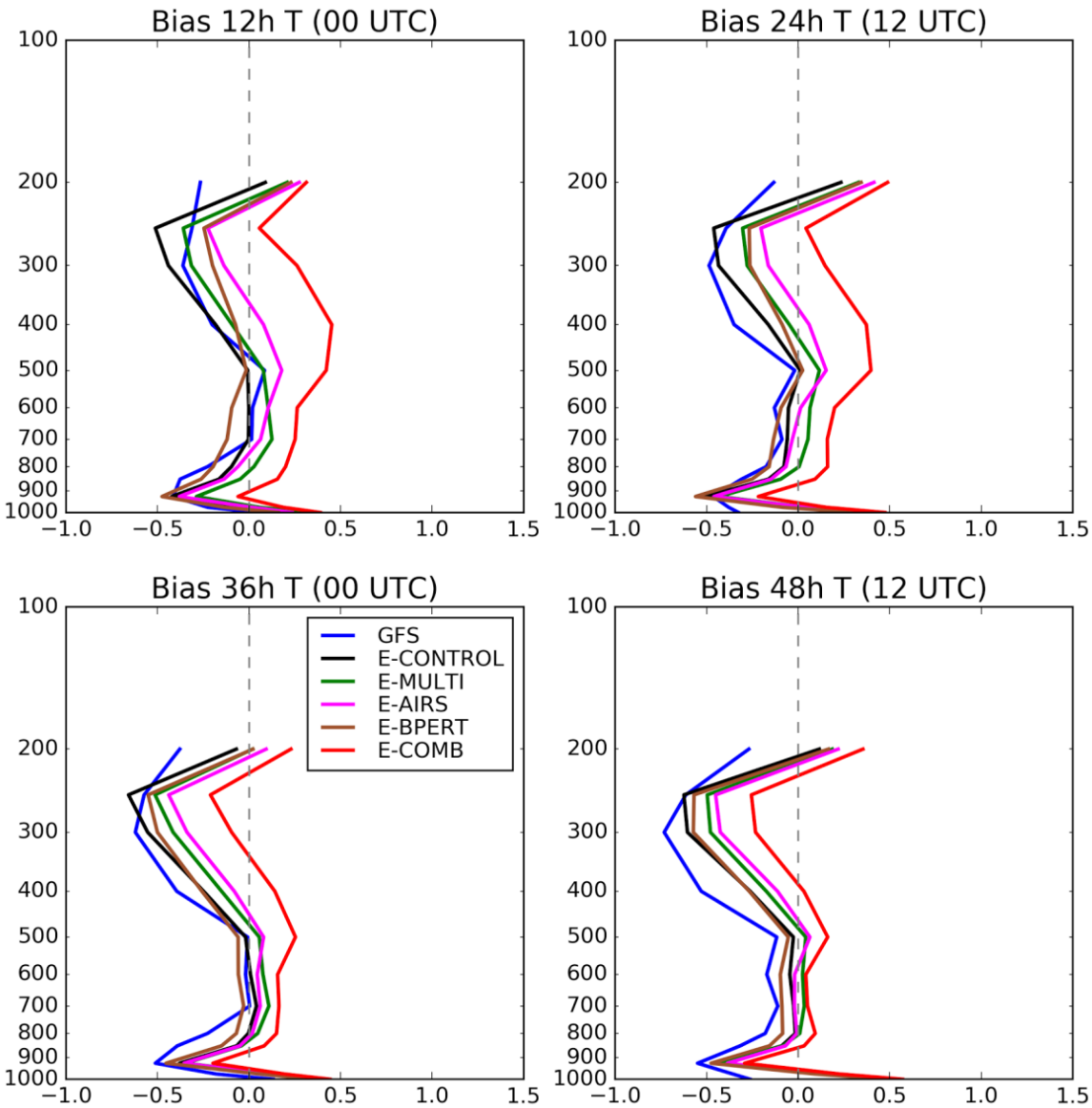


Figura 3.43. Perfiles verticales de Bias de los pronósticos a 12, 24, 36 y 48 hs de la temperatura [K] de 850 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo y el dominio comprendido entre 50°-15°S y 80°-40°W.

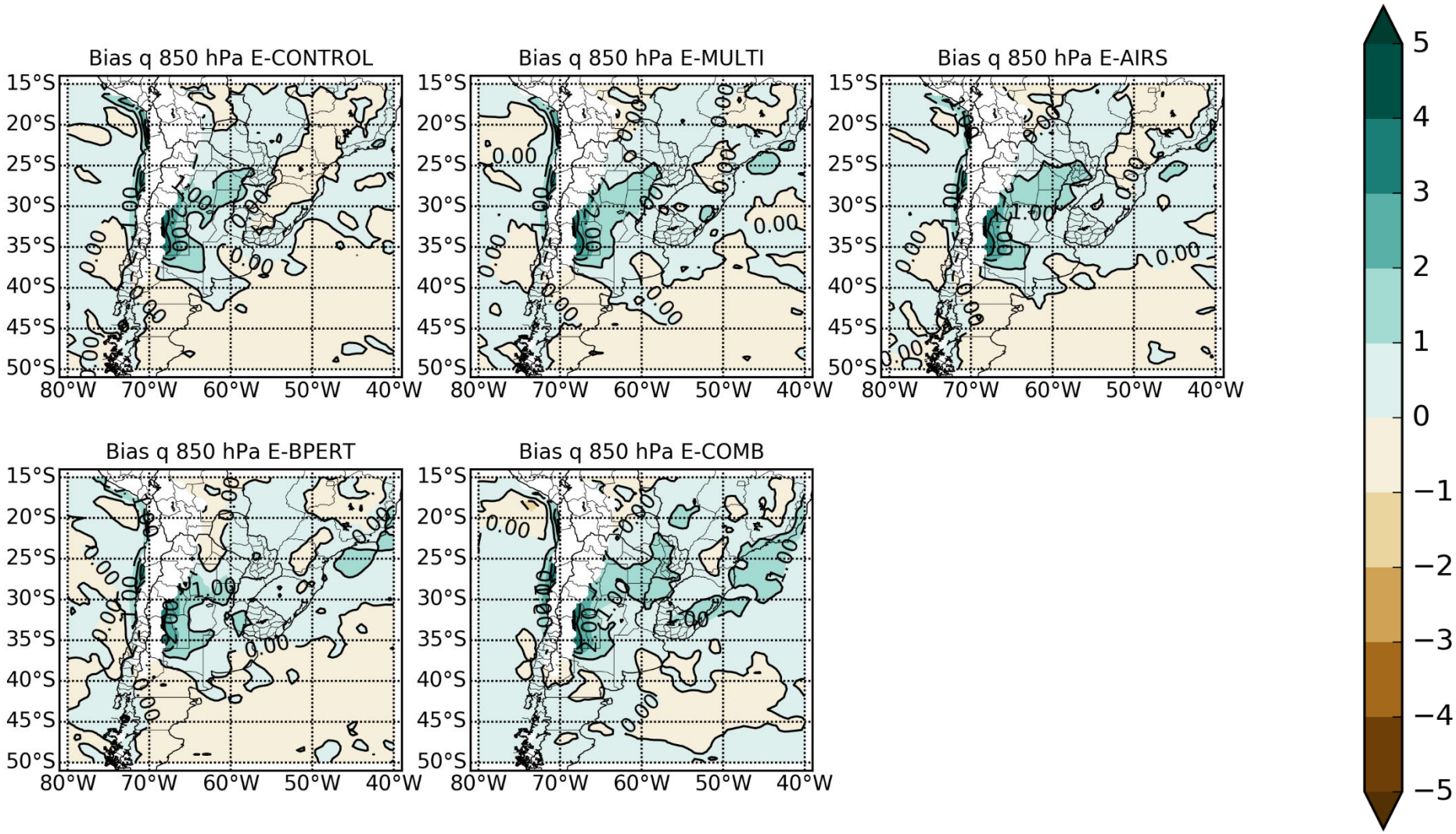


Figura 3.44. Bias de los pronósticos a 12 hs (válidos a las 00 UTC) de la humedad específica [g Kg^{-1}] de 850 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT y E-COMB; considerando el período completo.

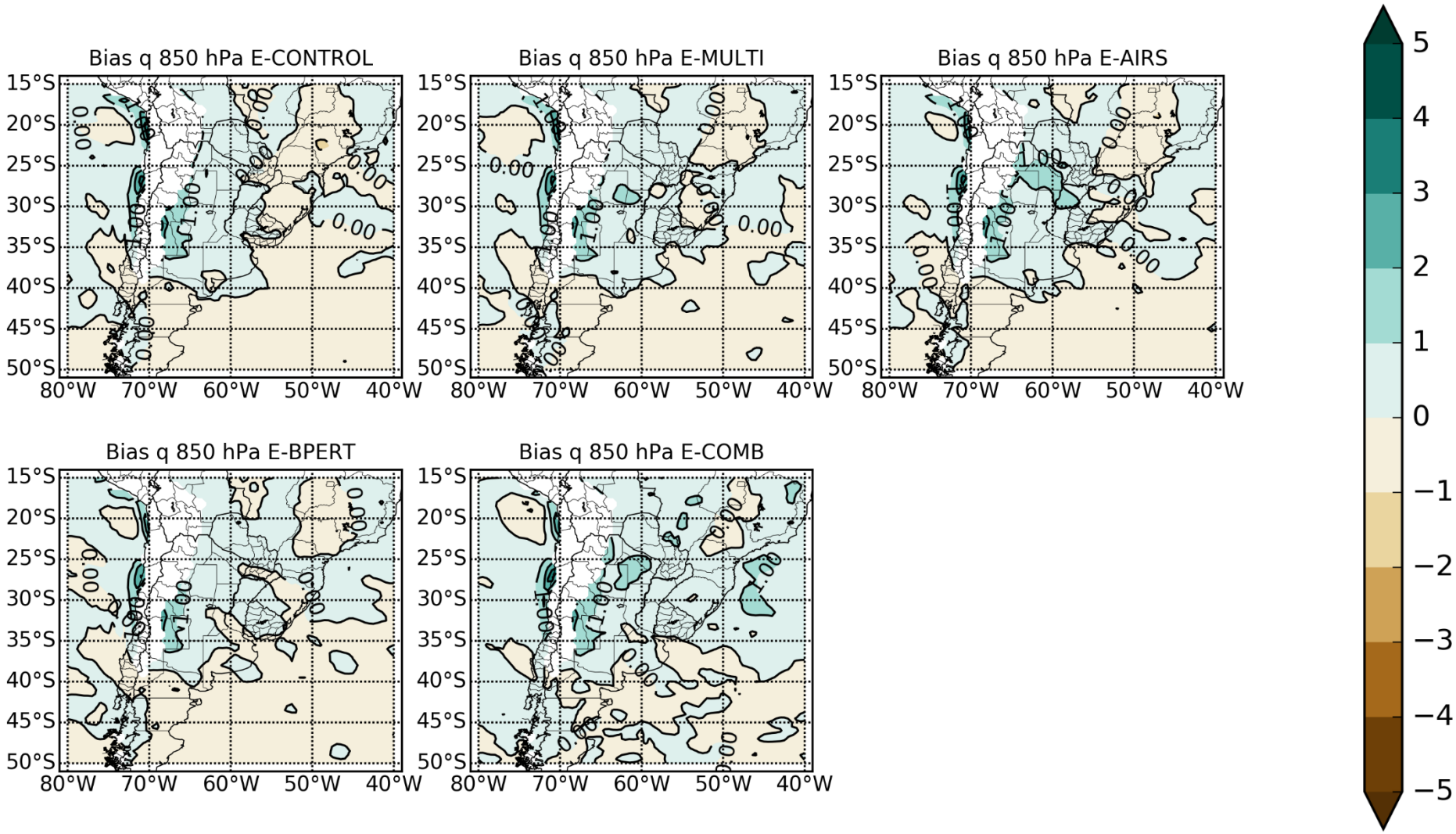


Figura 3.45. Bias de los pronósticos a 24 hs (válidos a las 12 UTC) de la humedad específica [g Kg^{-1}] de 850 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT y E-COMB; considerando el período completo.

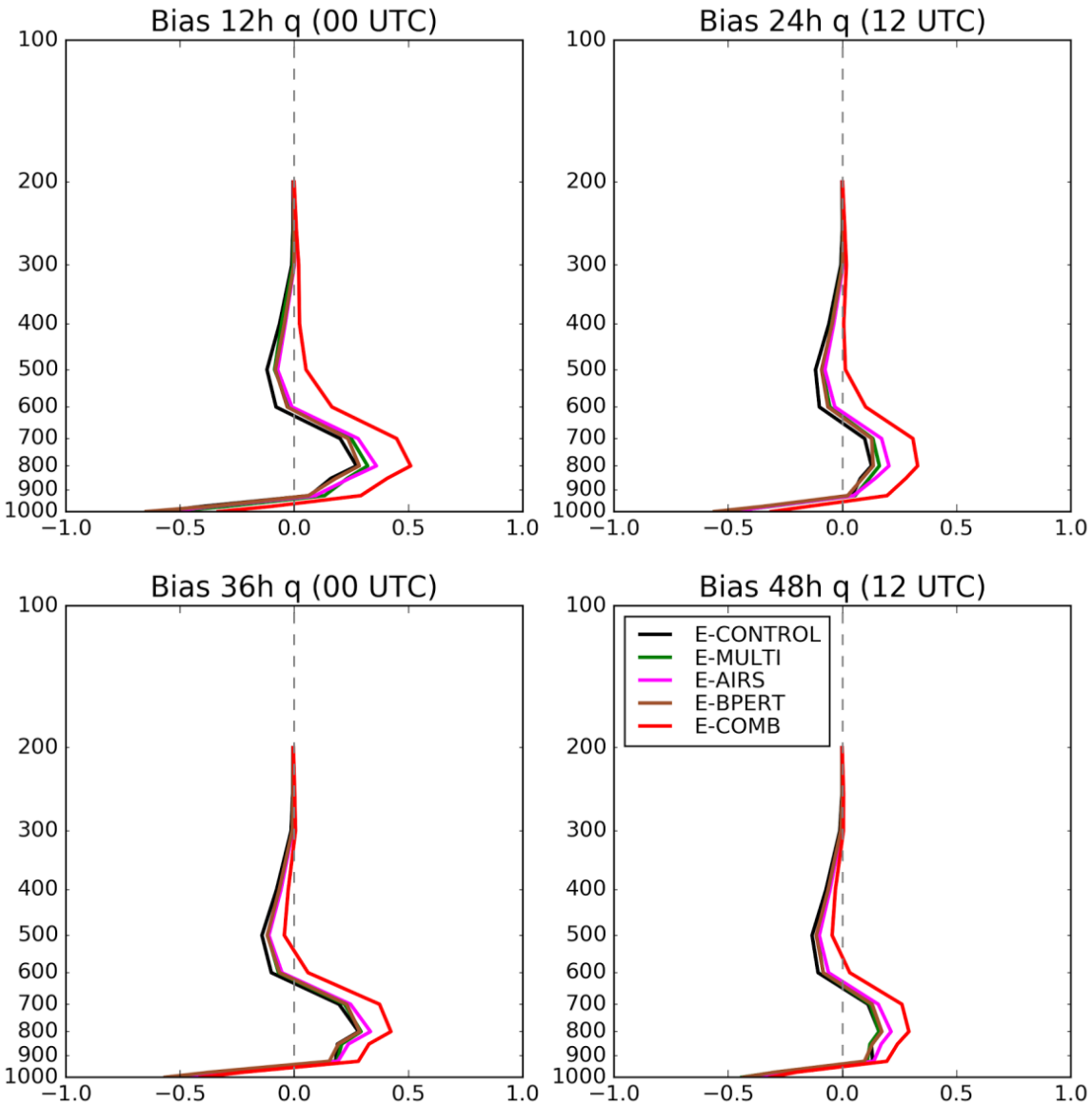


Figura 3.46. Perfiles verticales de Bias de los pronósticos a 12, 24, 36 y 48 hs de la humedad específica [g Kg^{-1}] de 850 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT y E-COMB; considerando el período completo y el dominio comprendido entre 50°-15°S y 80°-40°W.

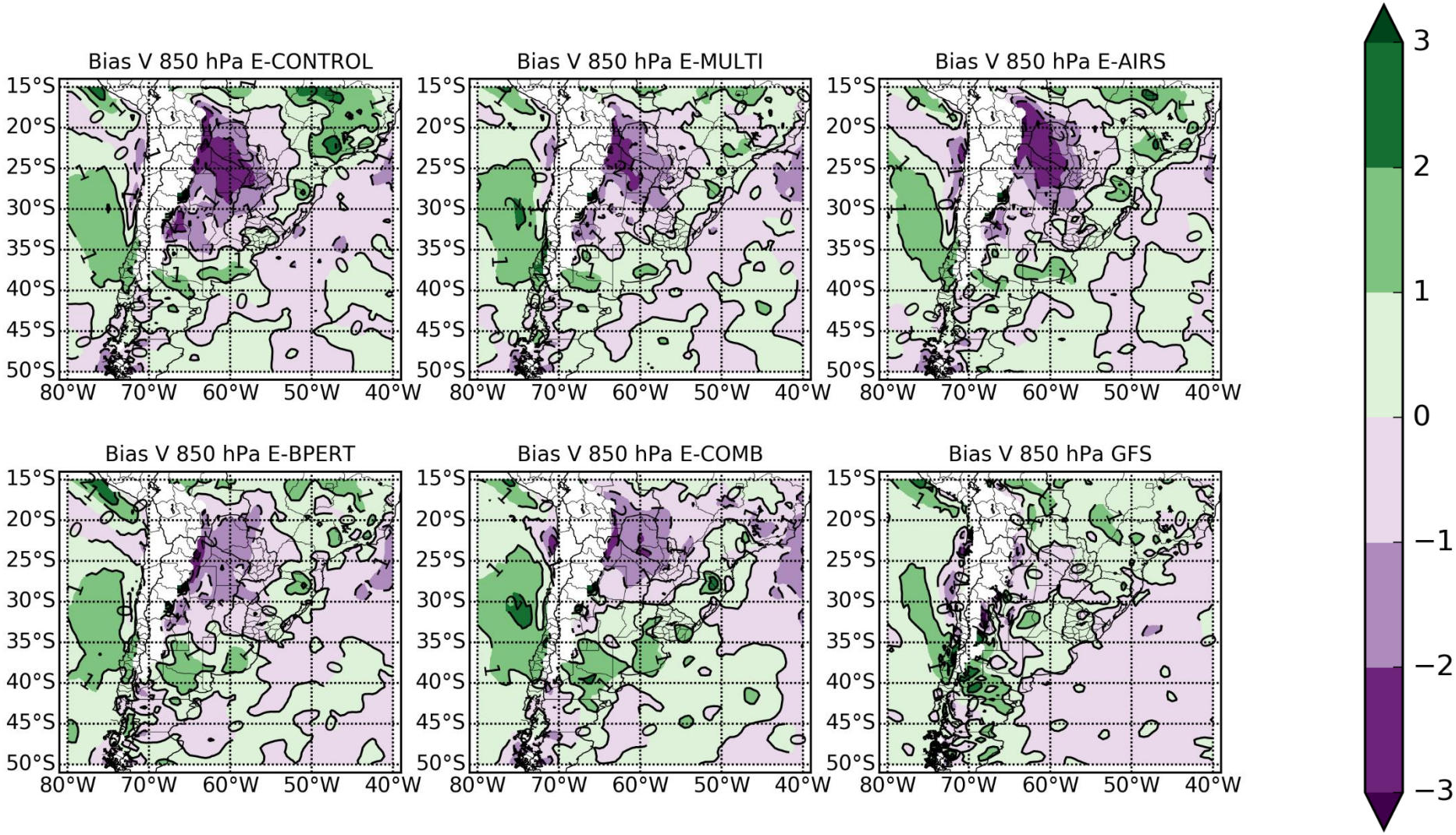


Figura 3.47. Bias de los pronósticos a 12 hs (válidos a las 00 UTC) de la componente meridional del viento [m s^{-1}] de 850 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

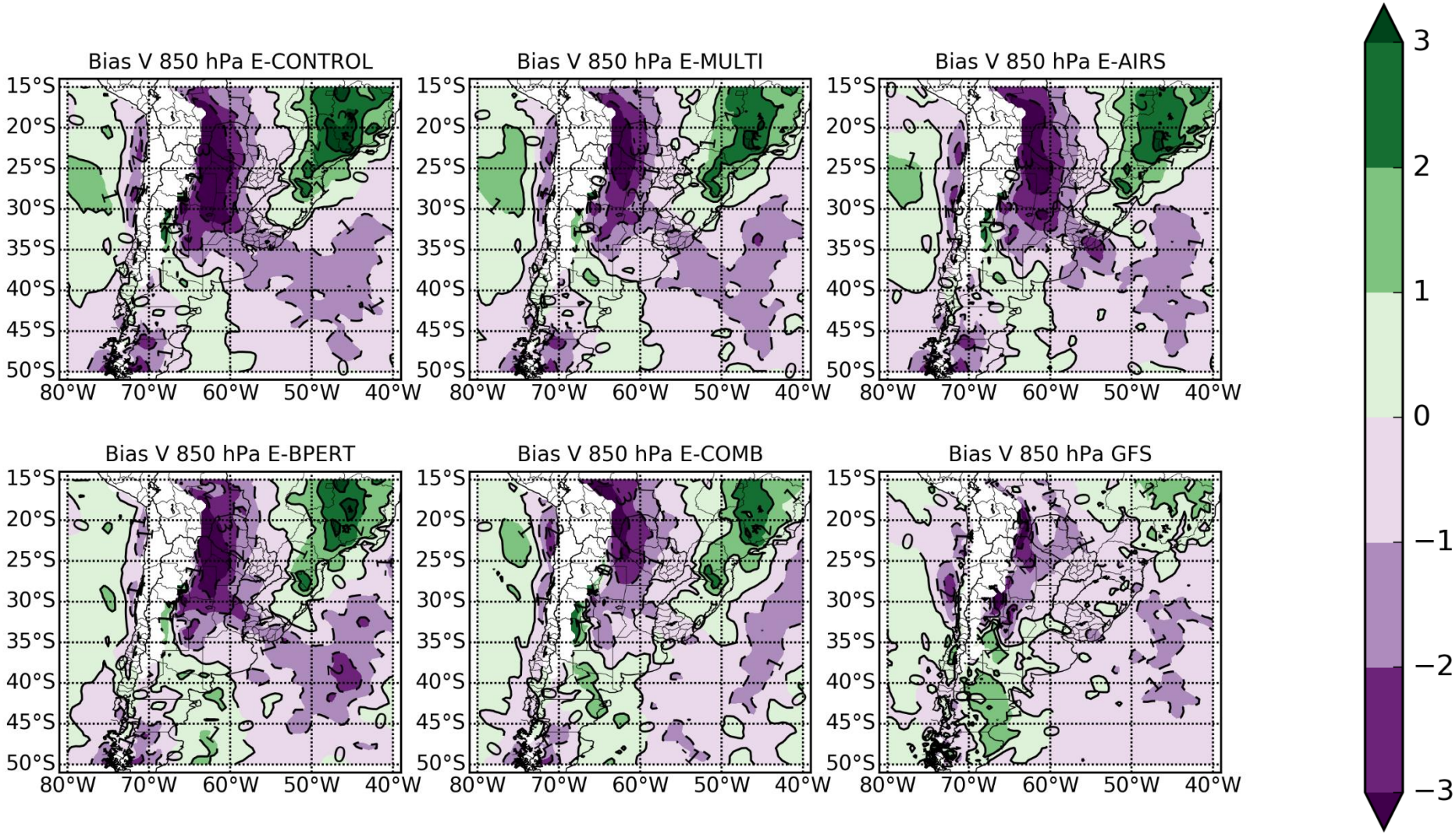


Figura 3.48. Bias de los pronósticos a 24 hs (válidos a las 12 UTC) de la componente meridional del viento [m s^{-1}] de 850 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

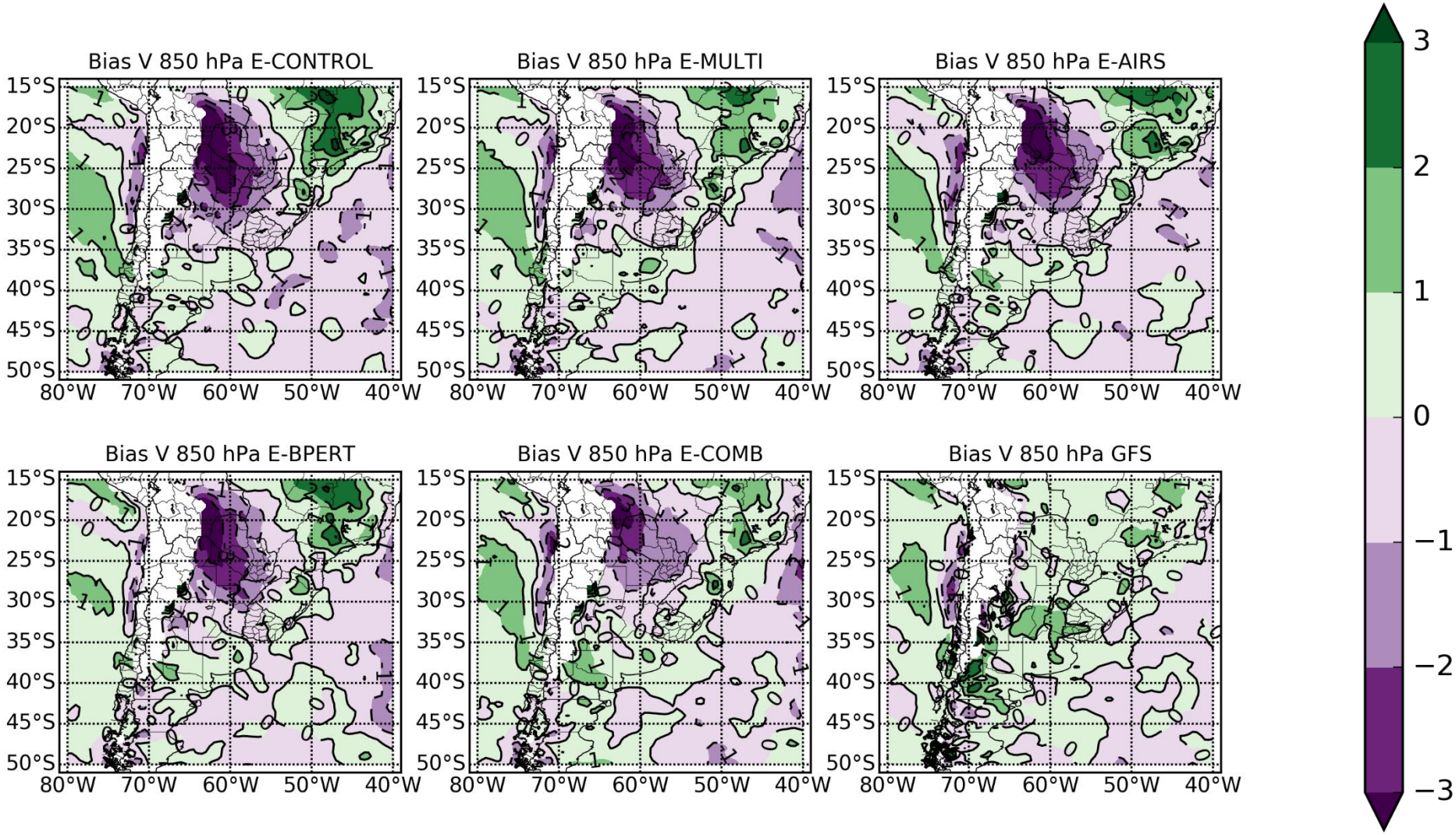


Figura 3.49. Bias de los pronósticos a 36 hs (válidos a las 00 UTC) de la componente meridional del viento [m s^{-1}] de 850 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

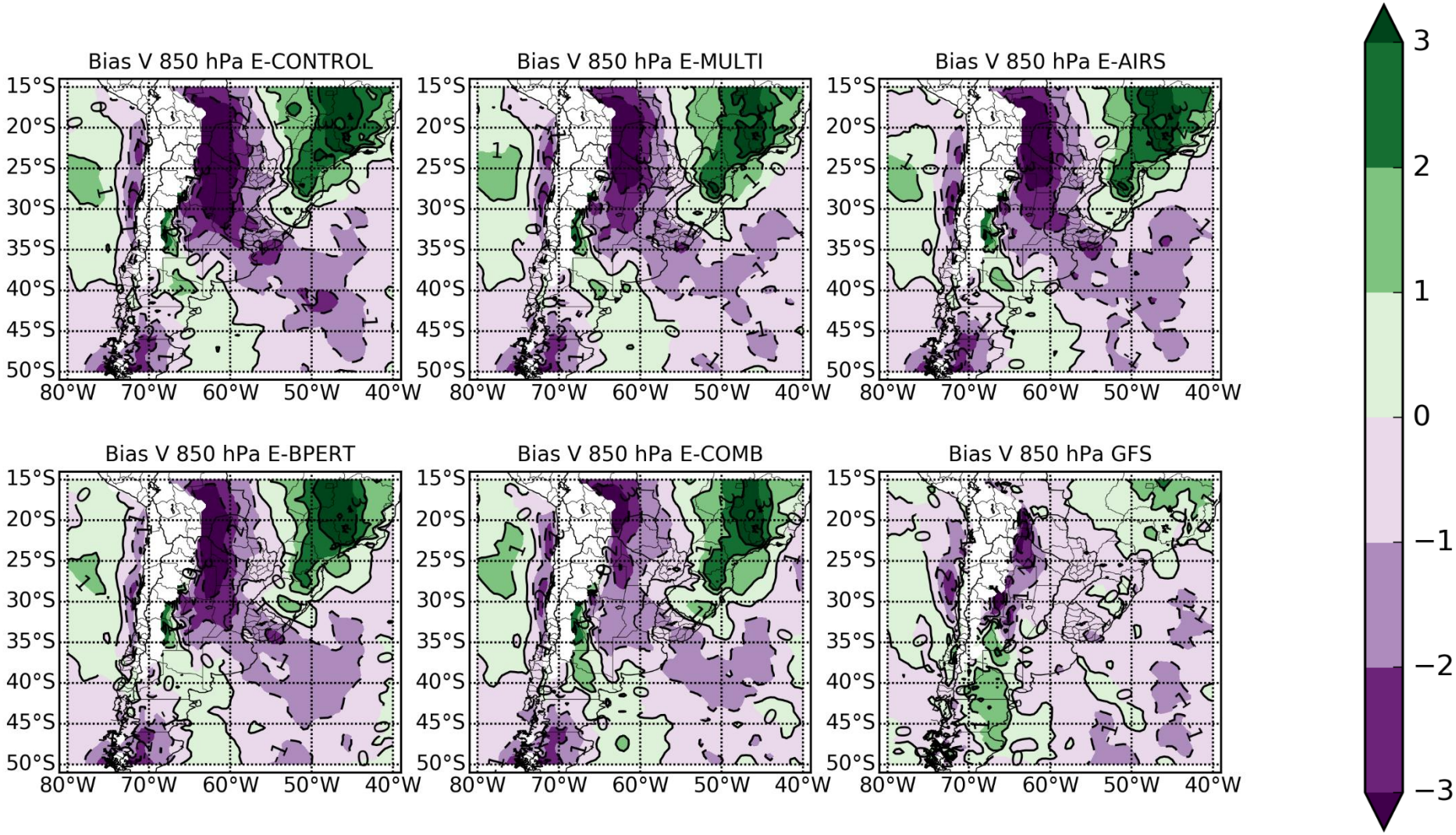


Figura 3.50. Bias de los pronósticos a 48 hs (válidos a las 12 UTC) de la componente meridional del viento [m s^{-1}] de 850 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

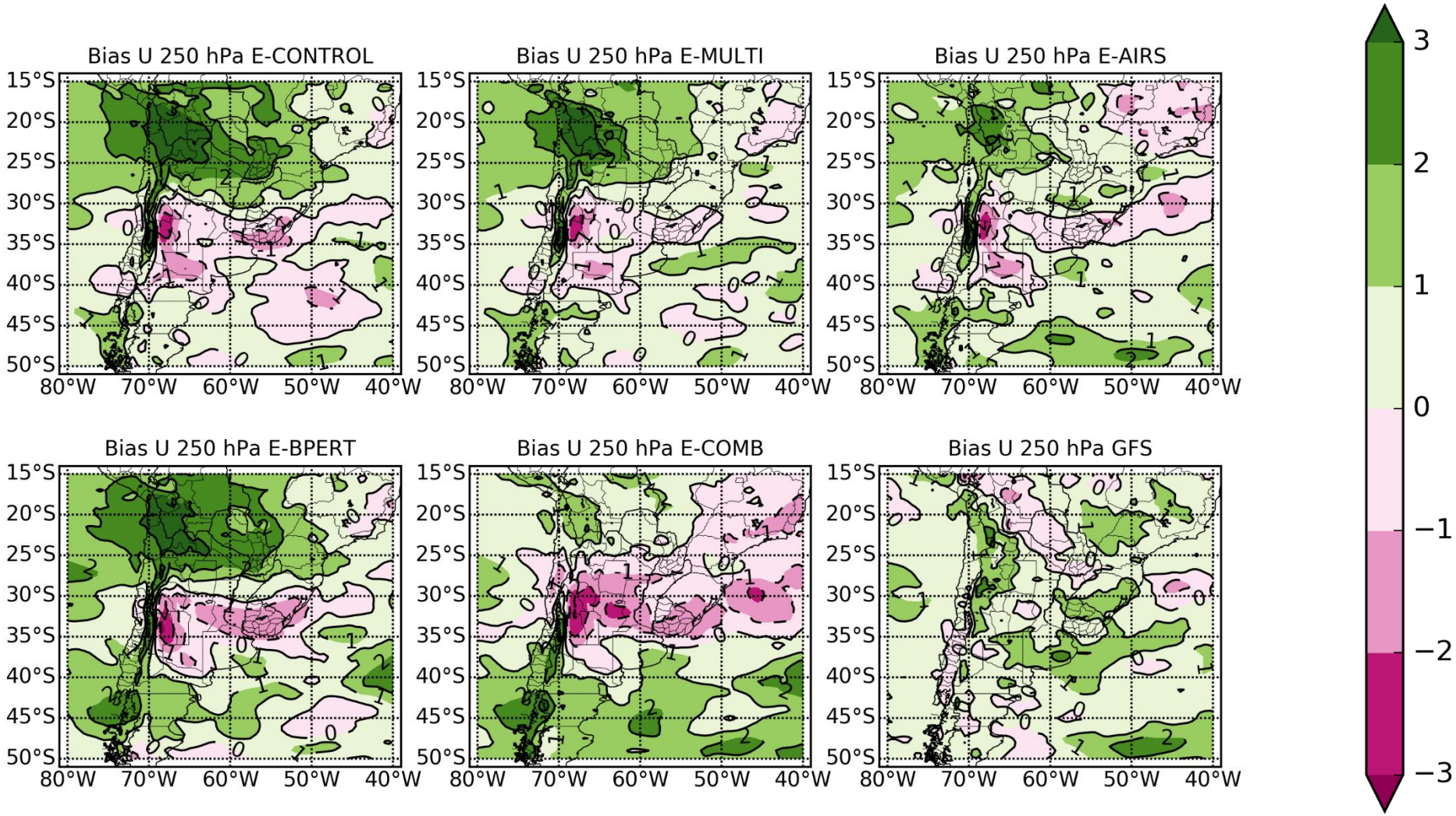


Figura 3.51. Bias de los pronósticos a 12 hs (válidos a las 00 UTC) de la componente zonal del viento [m s^{-1}] de 250 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

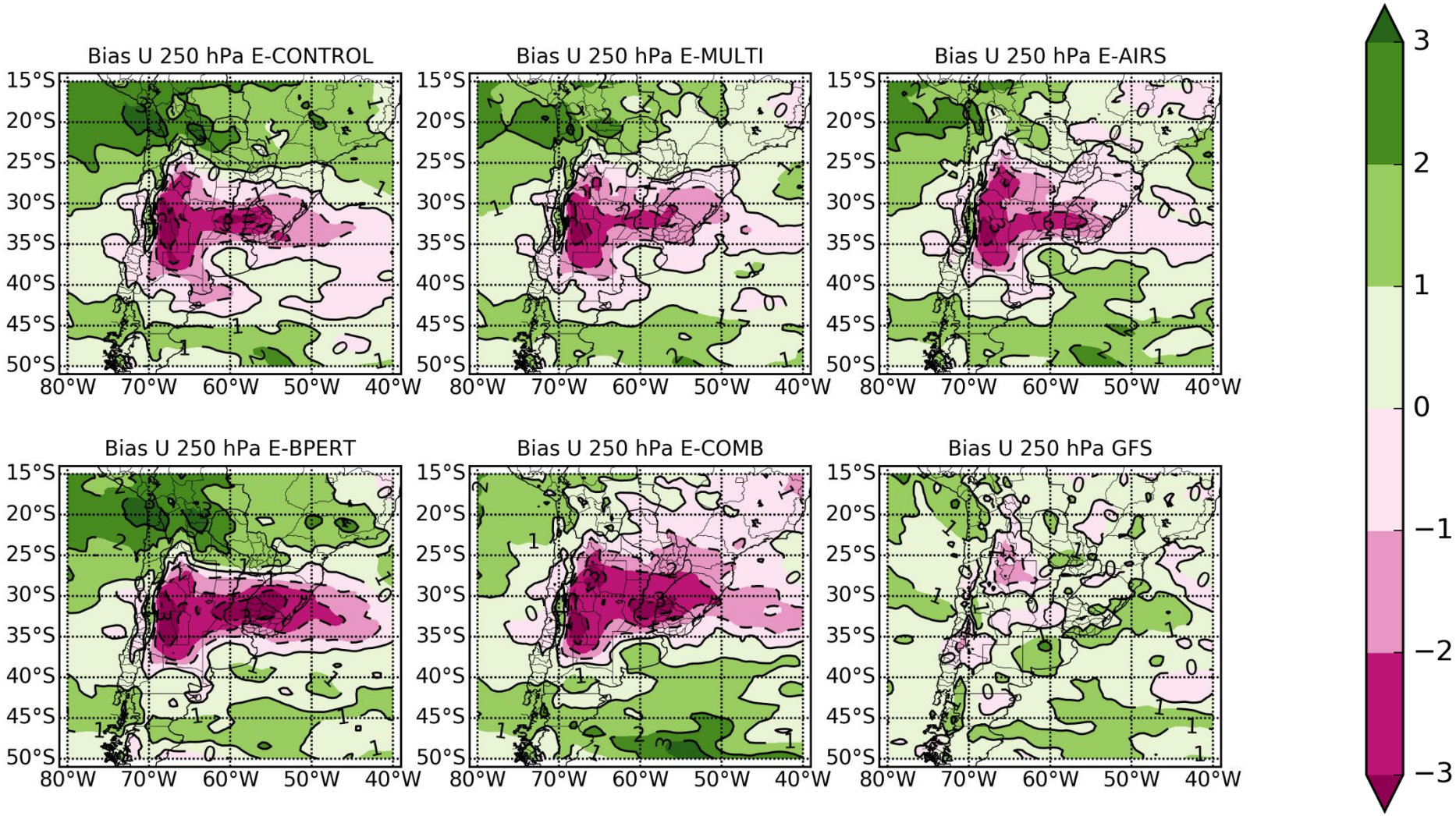


Figura 3.52. Bias de los pronósticos a 24 hs (válidos a las 12 UTC) de la componente zonal del viento [m s^{-1}] de 250 hPa, utilizando los reanálisis ERA como verdad, para E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB y GFS; considerando el período completo.

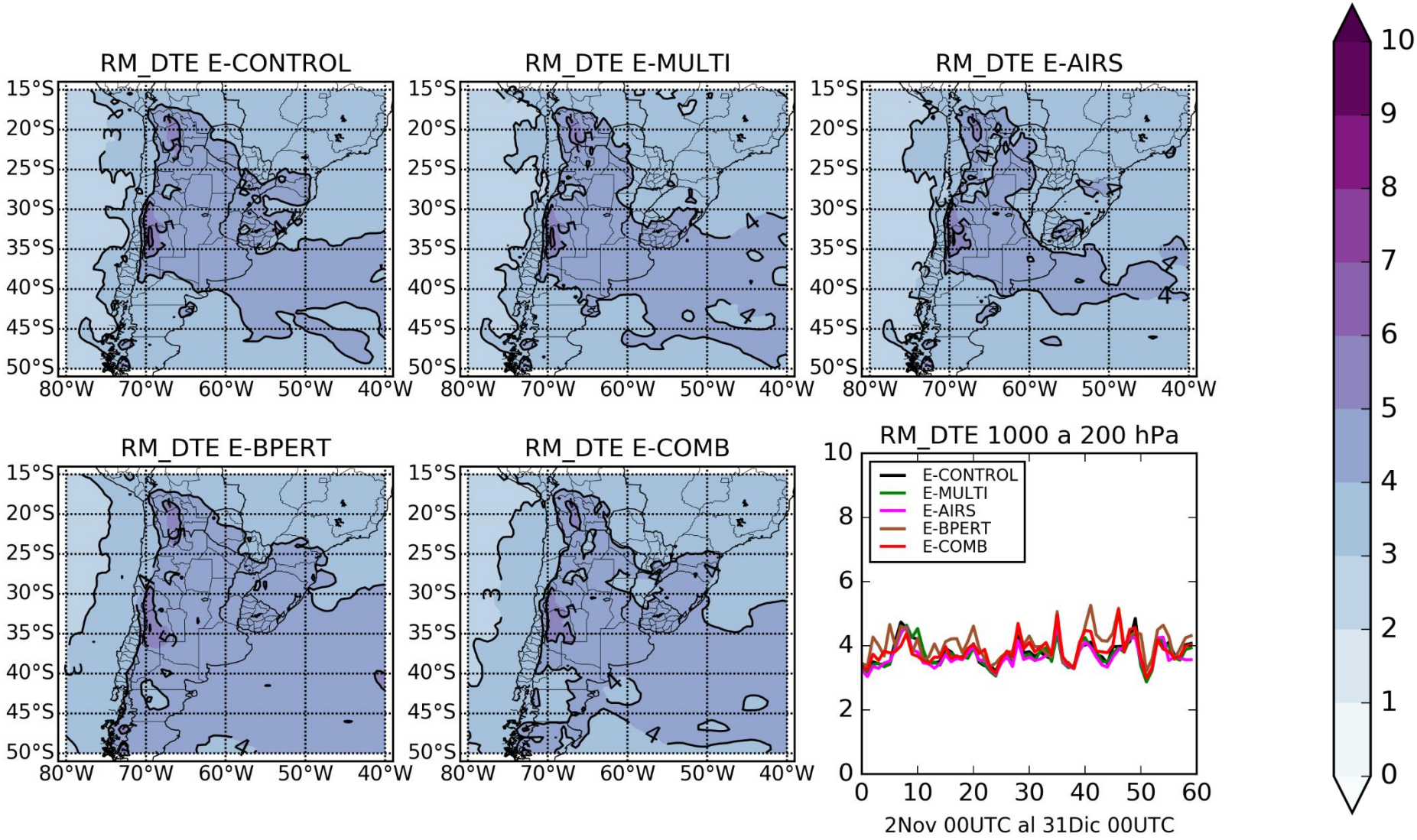


Figura 3.53. Raíz del promedio de la diferencia de energía (RM_DTE) [ms^{-1}] utilizando los reanálisis ERA como verdad, para los pronósticos a 12 hs (válidos a las 00 UTC) de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB considerando toda la vertical y el período completo (mapas); y considerando toda la vertical y todo el dominio (evolución temporal).

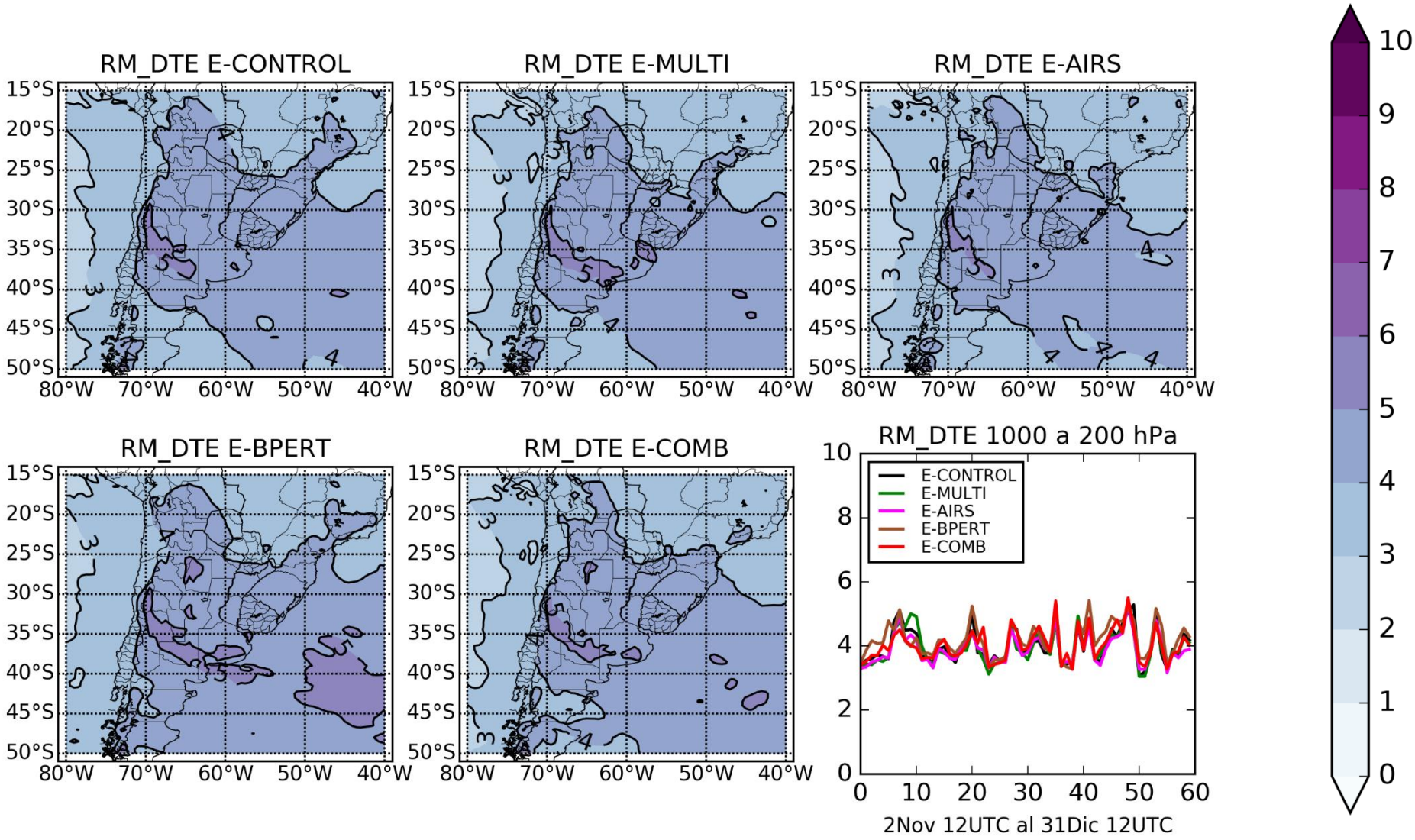


Figura 3.54. Análogo a Figura 3.53 para los pronósticos a 24 hs: Raíz del promedio de la diferencia de energía (RM_DTE) [ms^{-1}] utilizando los reanálisis ERA como verdad, para los pronósticos a 24 hs (válidos a las 12 UTC) de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB considerando toda la vertical y el período completo (mapas); y considerando toda la vertical y todo el dominio (evolución temporal).

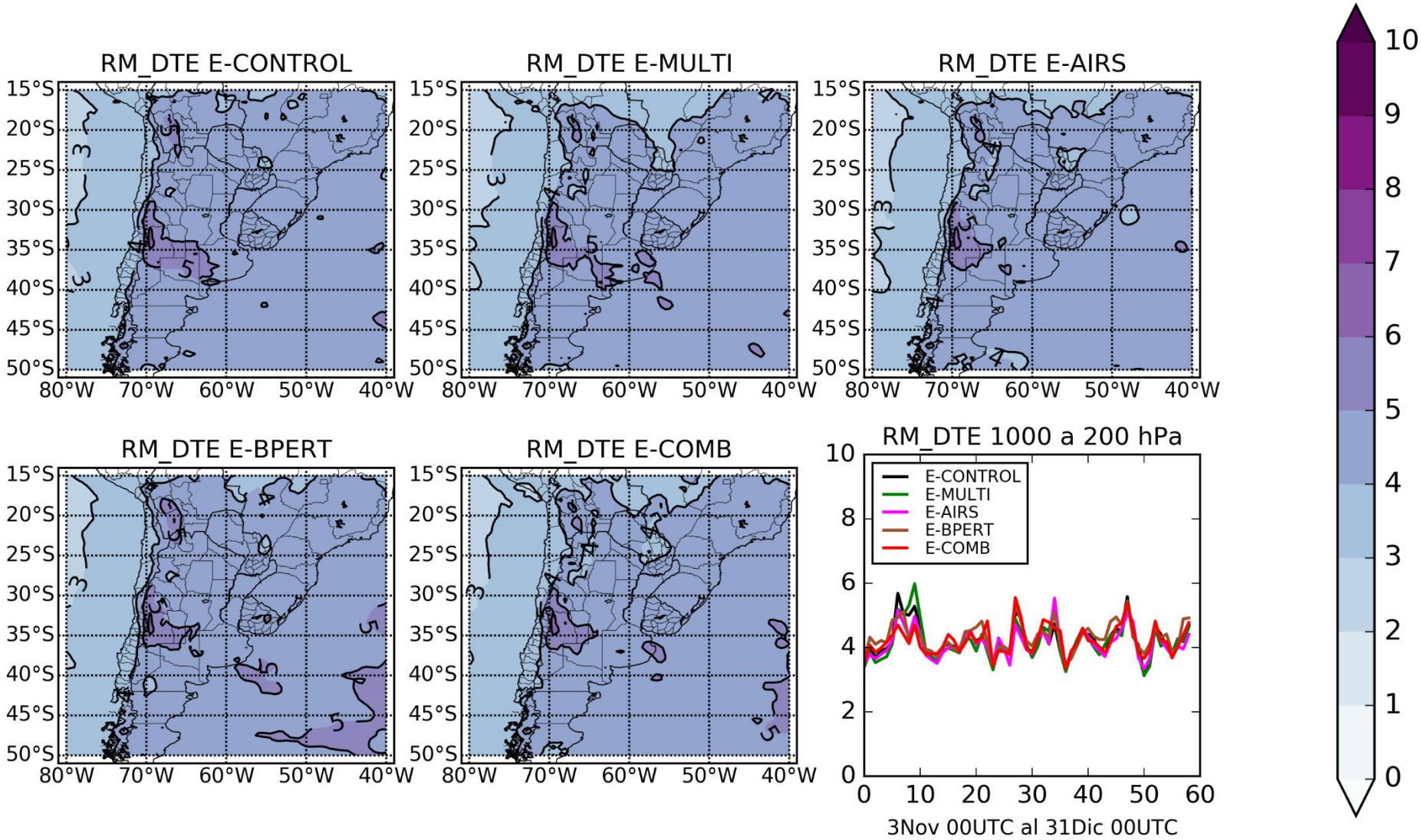


Figura 3.55. Análogo a Figura 3.53 para los pronósticos a 36 hs: Raíz del promedio de la diferencia de energía (RM_DTE) [ms^{-1}] utilizando los reanálisis ERA como verdad, para los pronósticos a 36 hs (válidos a las 00 UTC) de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB considerando toda la vertical y el período completo (mapas); y considerando toda la vertical y todo el dominio (evolución temporal).

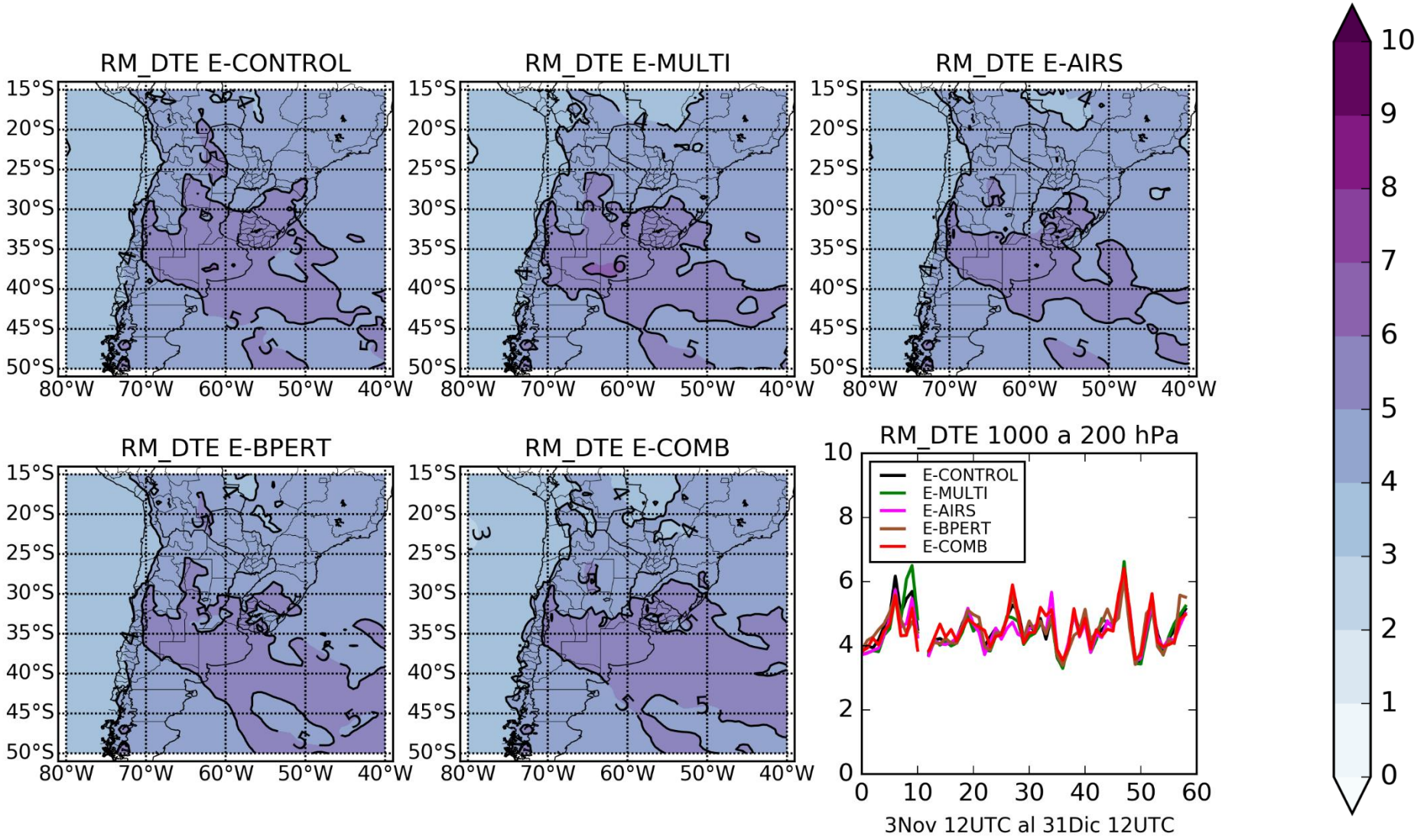


Figura 3.56. Análogo a Figura 3.53 para los pronósticos a 48 hs: Raíz del promedio de la diferencia de energía (RM_DTE) [ms^{-1}] utilizando los reanálisis ERA como verdad, para los pronósticos a 48 hs (válidos a las 12 UTC) de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB considerando toda la vertical y el período completo (mapas); y considerando toda la vertical y todo el dominio (evolución temporal).

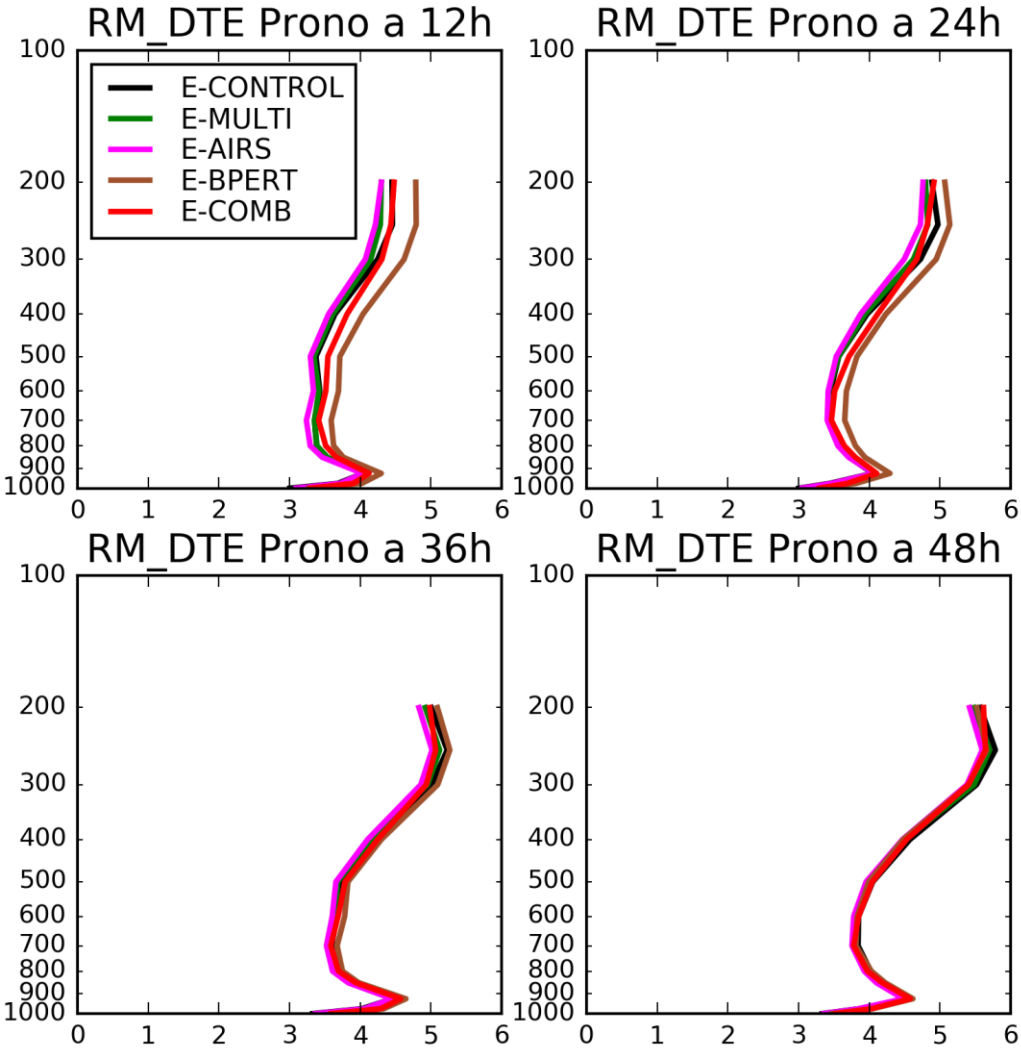


Figura 3.57. Raíz del promedio de la diferencia de energía (RM_DTE) [ms^{-1}] utilizando los reanálisis ERA como verdad, para los pronósticos a 12, 24, 36 y 48 horas de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB considerando todo el dominio y el período completo. Los pronósticos son válidos a las 00 UTC (12 y 36 horas) y a las 12 UTC (24 y 48 horas).

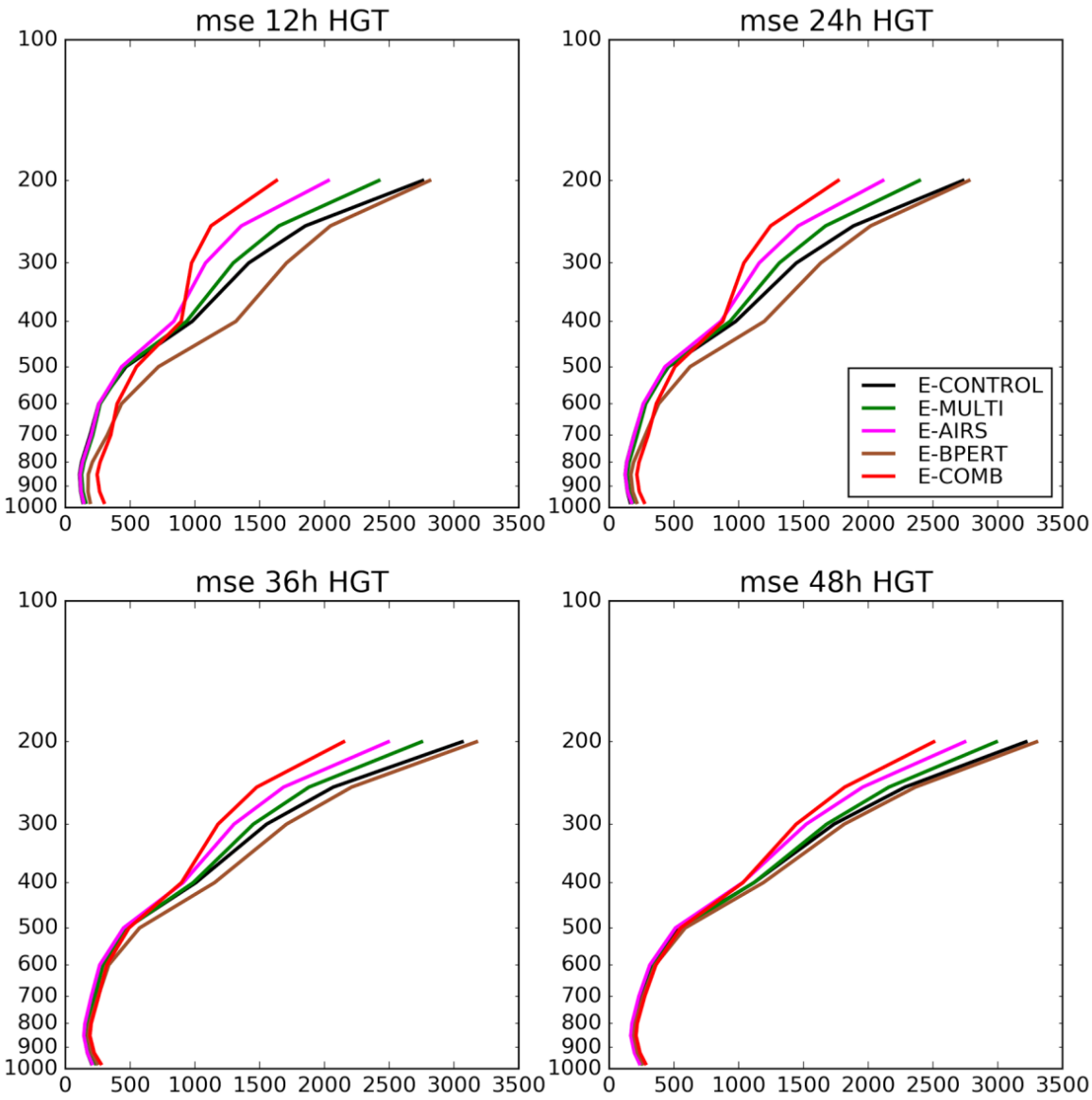


Figura 3.58. Perfiles verticales del promedio temporal del Error Cuadrático Medio (mse), utilizando los reanálisis ERA como verdad, para los pronósticos a 12, 24, 36 y 48 horas de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB, de la altura geopotencial [m^2]. Los pronósticos son válidos a las 00 UTC (12 y 36 horas) y a las 12 UTC (24 y 48 horas).

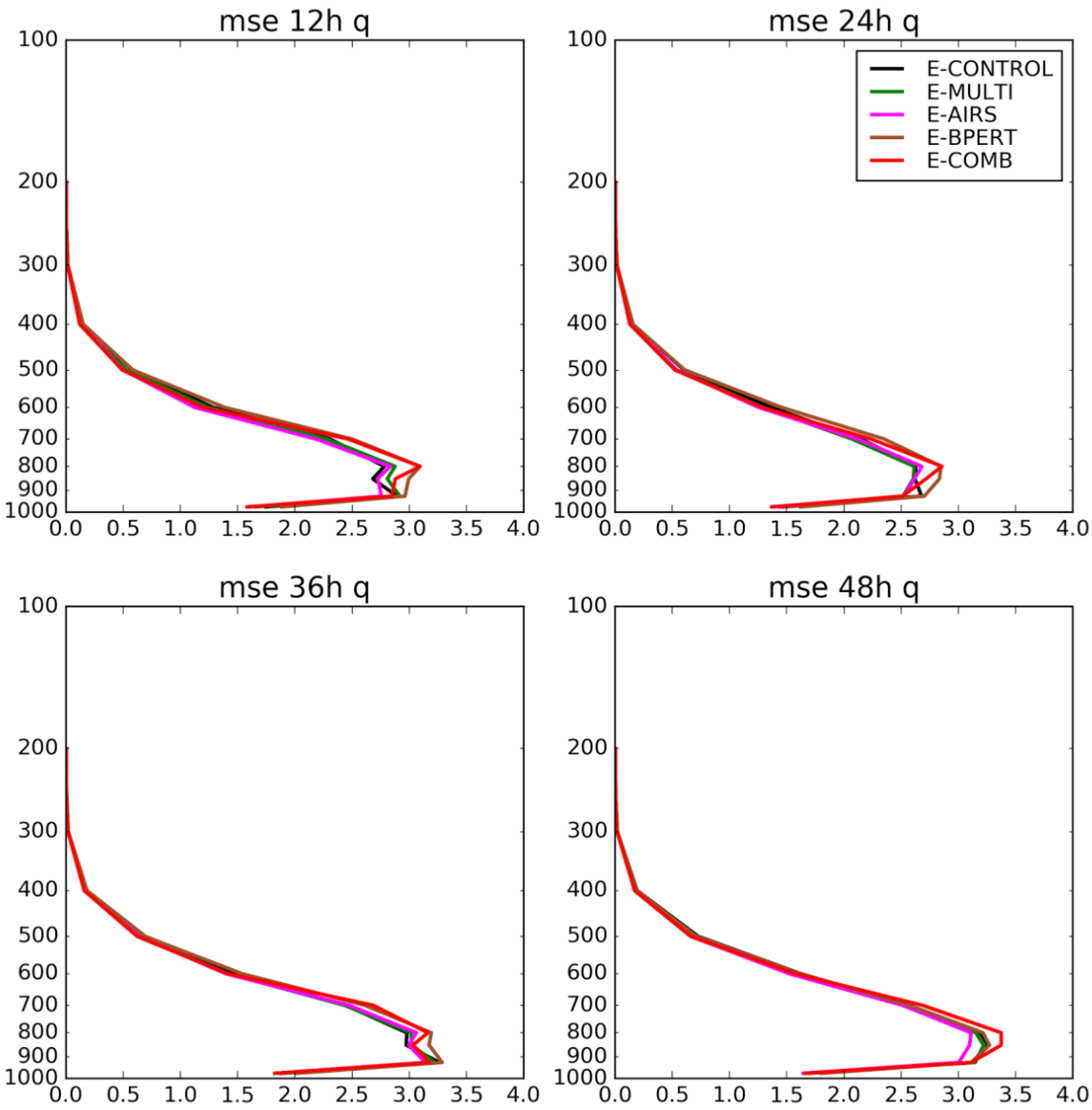


Figura 3.59. Perfiles verticales del promedio temporal del Error Cuadrático Medio (mse), utilizando los reanálisis ERA como verdad, para los pronósticos a 12, 24, 36 y 48 horas de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB, de la humedad específica [g^2 Kg^{-2}]. Los pronósticos son válidos a las 00 UTC (12 y 36 horas) y a las 12 UTC (24 y 48 horas).

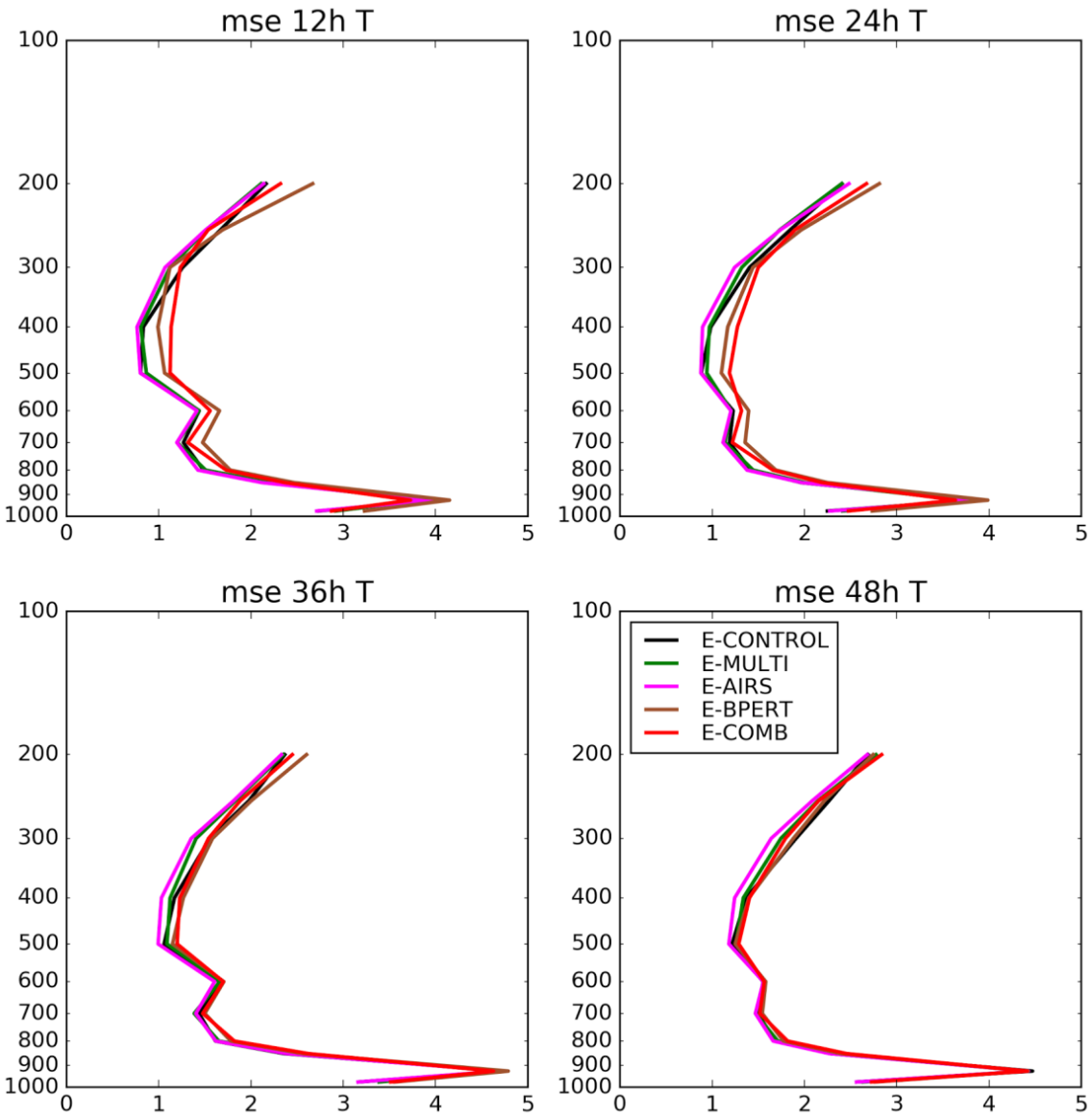


Figura 3.60. Perfiles verticales del promedio temporal del Error Cuadrático Medio (mse), utilizando los reanálisis ERA como verdad, para los pronósticos a 12, 24, 36 y 48 horas de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB, de la temperatura [K^2]. Los pronósticos son válidos a las 00 UTC (12 y 36 horas) y a las 12 UTC (24 y 48 horas).

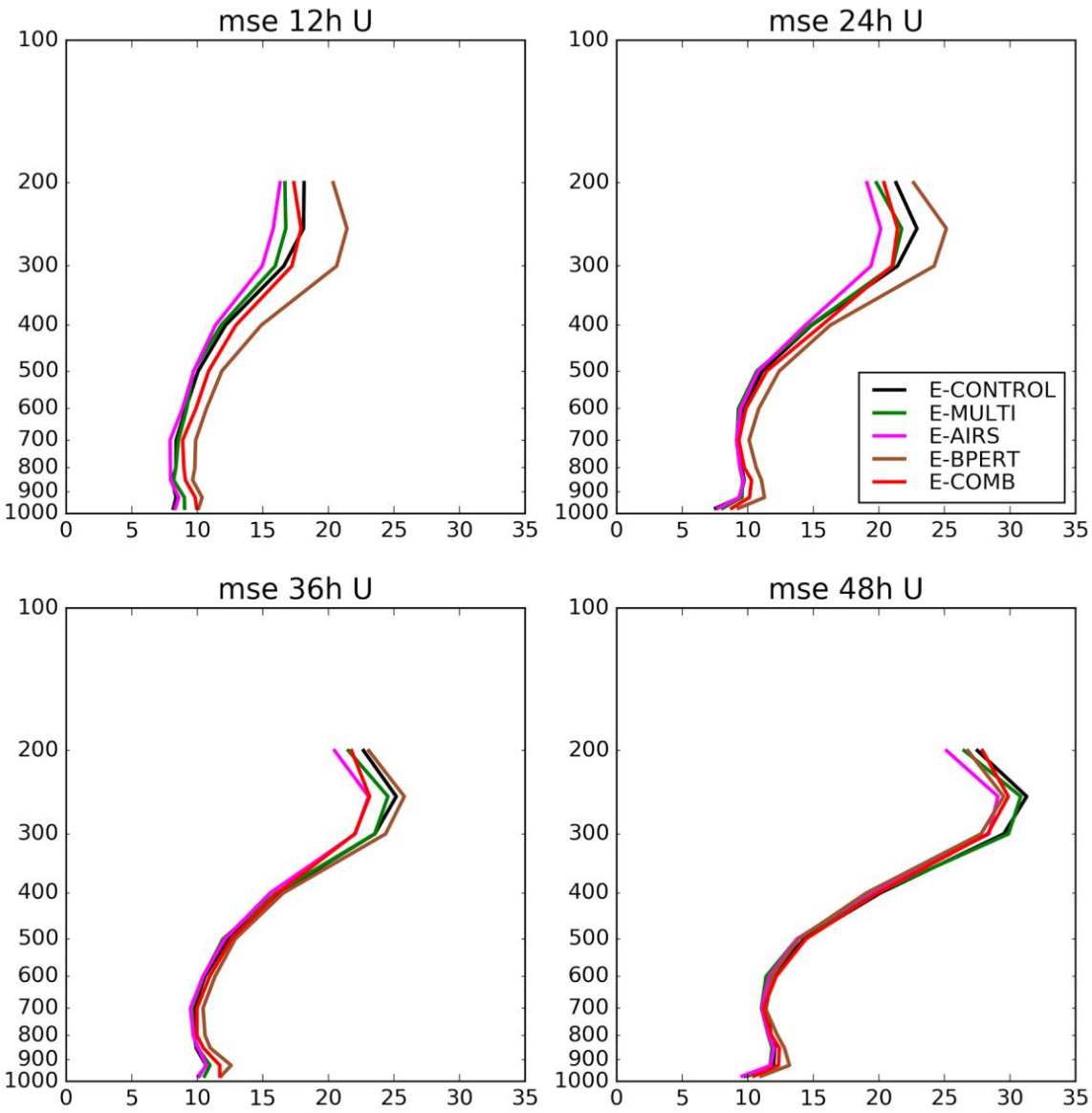


Figura 3.61. Perfiles verticales del promedio temporal del Error Cuadrático Medio (mse), utilizando los reanálisis ERA como verdad, para los pronósticos a 12, 24, 36 y 48 horas de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB, de la componente zonal del viento [$m^2 s^{-2}$]. Los pronósticos son válidos a las 00 UTC (12 y 36 horas) y a las 12 UTC (24 y 48 horas).

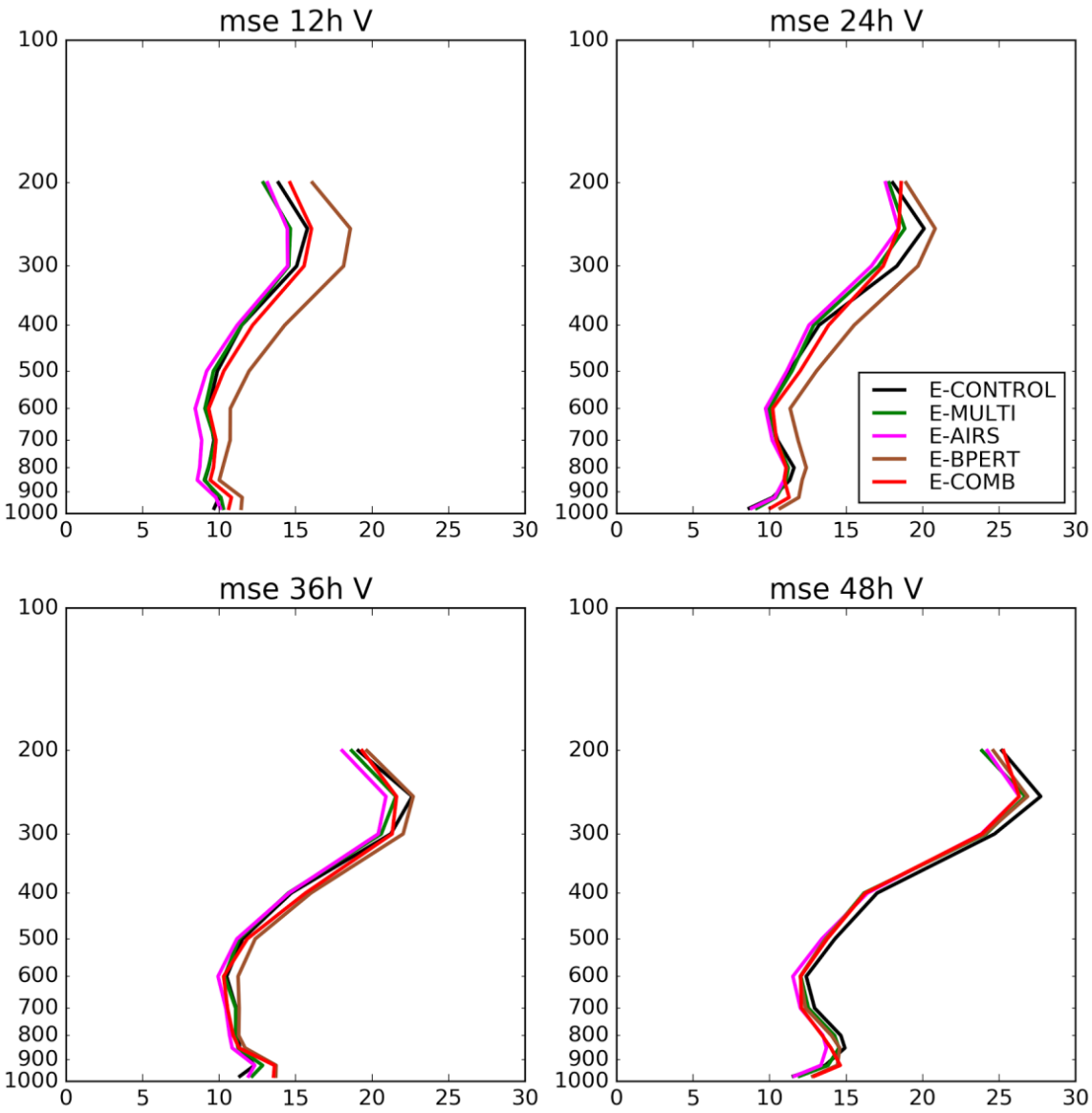


Figura 3.62. Perfiles verticales del promedio temporal del Error Cuadrático Medio (mse), utilizando los reanálisis ERA como verdad, para los pronósticos a 12, 24, 36 y 48 horas de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB, de la componente meridional del viento [m^2 s^{-2}]. Los pronósticos son válidos a las 00 UTC (12 y 36 horas) y a las 12 UTC (24 y 48 horas).

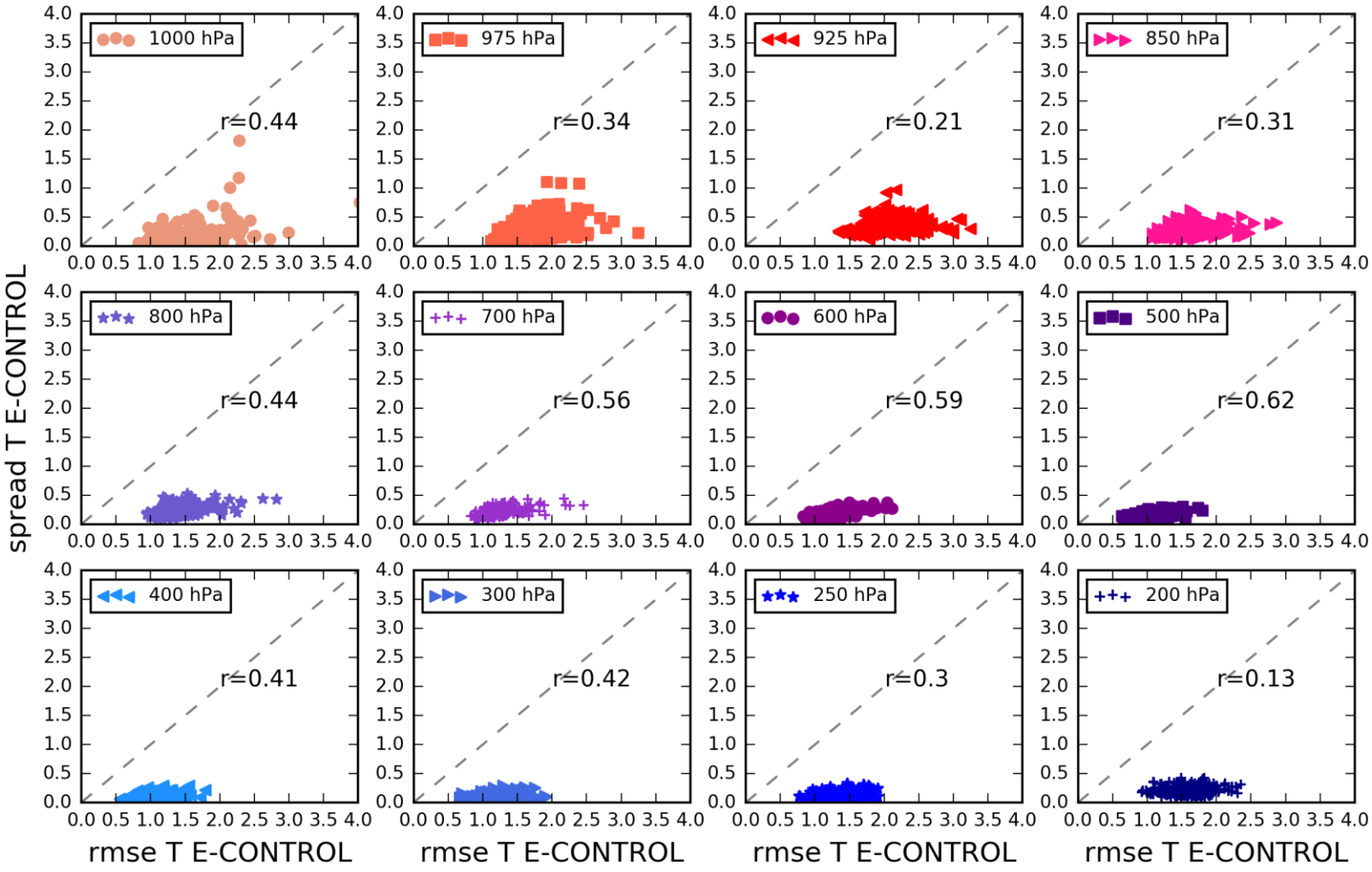


Figura 3.63. Diagramas de dispersión del spread de los análisis y la raíz del error cuadrático medio (rmse) del análisis medio de la temperatura, para los 12 niveles verticales indicados en cada panel; considerando los horarios de las 00, 06, 12 y 18 UTC del período completo; para E-CONTROL. Se incluye en cada panel el coeficiente de correlación lineal correspondiente.

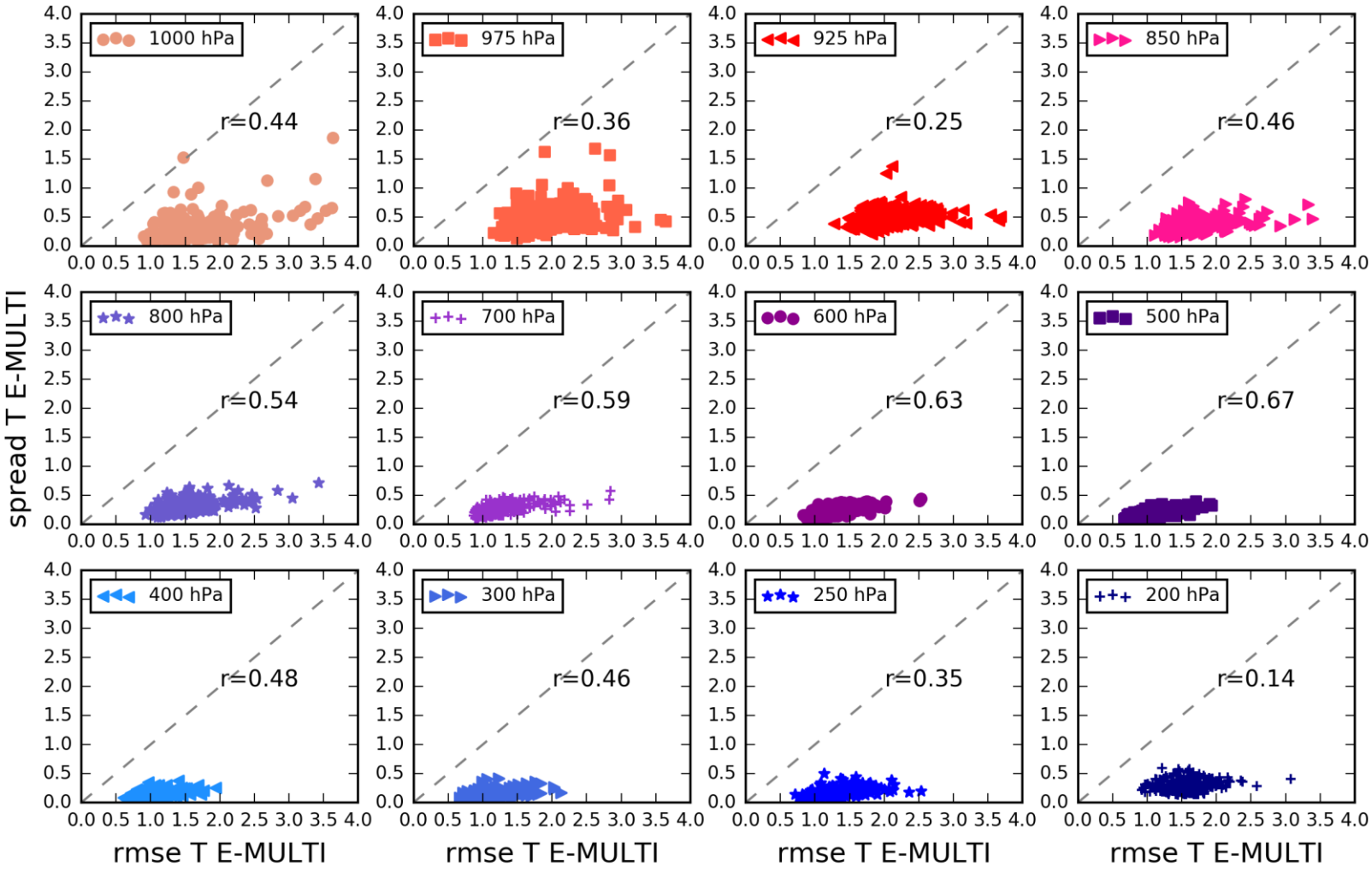


Figura 3.64. Análogo a Figura 3.63 para E-MULTI: Diagramas de dispersión del spread de los análisis y la raíz del error cuadrático medio (rmse) del análisis medio de la temperatura, para los 12 niveles verticales indicados en cada panel; considerando los horarios de las 00, 06, 12 y 18 UTC del período completo; para E-MULTI. Se incluye en cada panel el coeficiente de correlación lineal correspondiente.

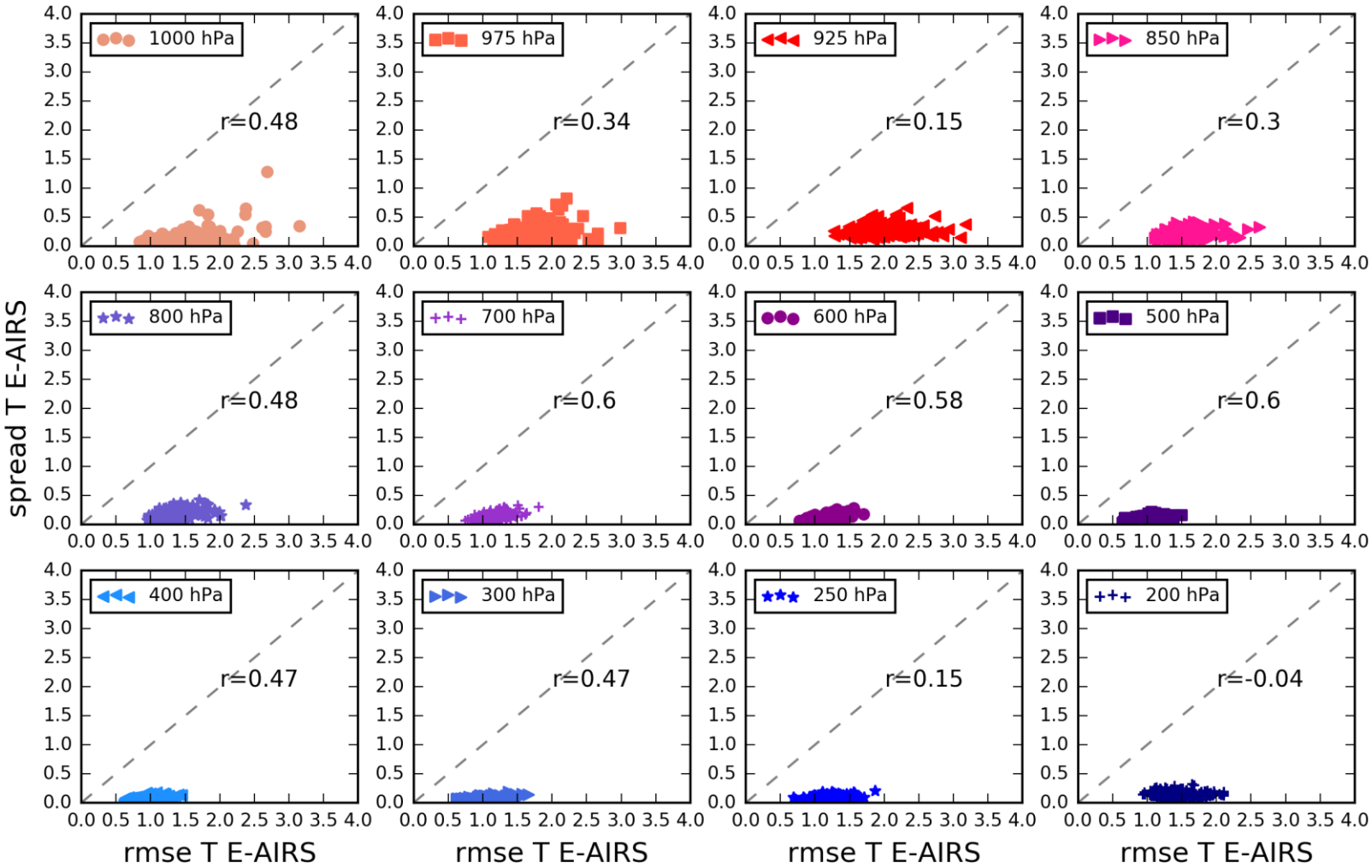


Figura 3.65. Análogo a Figura 3.63 para E-AIRS: Diagramas de dispersión del spread de los análisis y la raíz del error cuadrático medio (rmse) del análisis medio de la temperatura, para los 12 niveles verticales indicados en cada panel; considerando los horarios de las 00, 06, 12 y 18 UTC del período completo; para E-AIRS. Se incluye en cada panel el coeficiente de correlación lineal correspondiente.

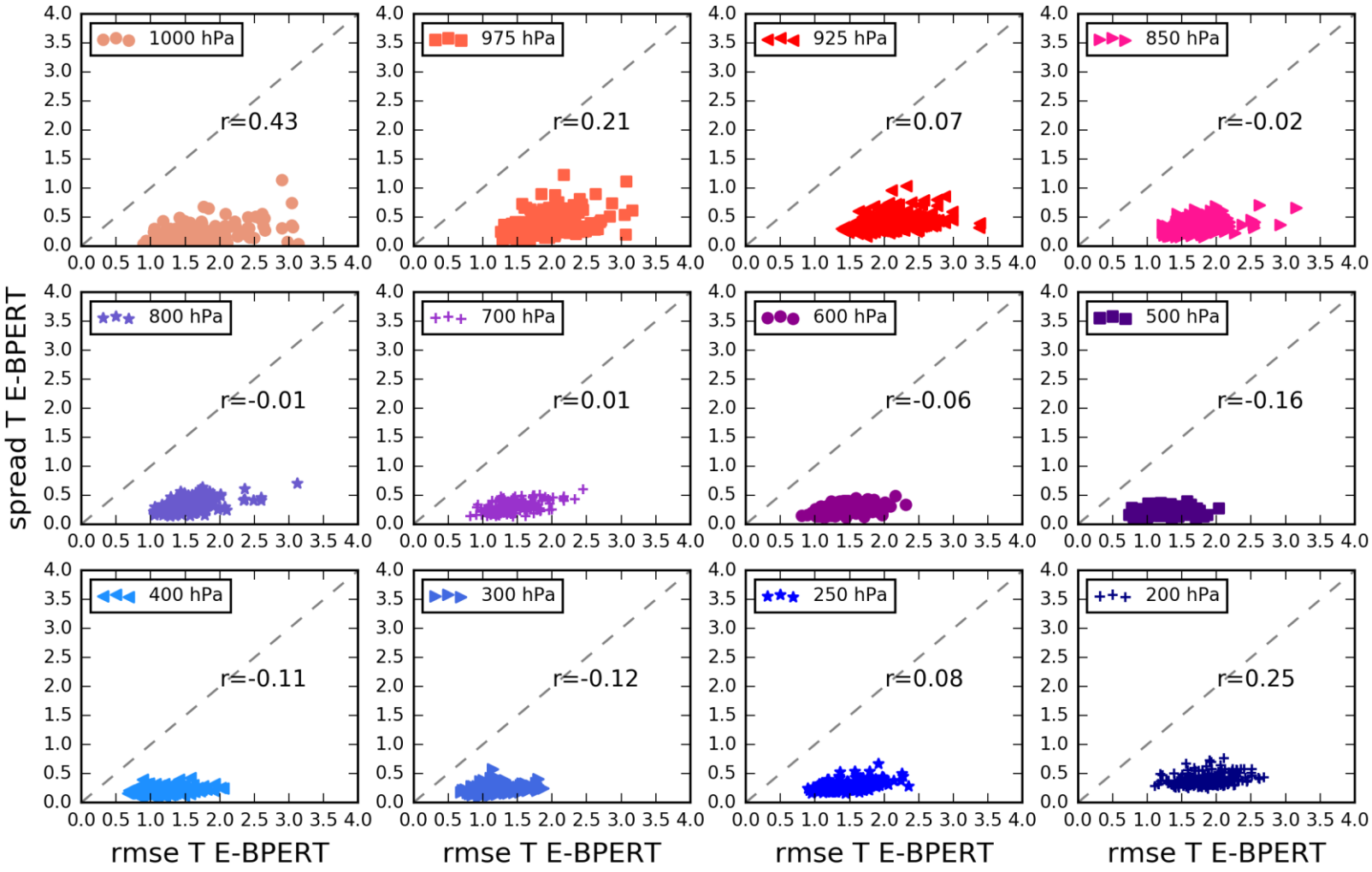


Figura 3.66. Análogo a Figura 3.63 para E-BPERT: Diagramas de dispersión del spread de los análisis y la raíz del error cuadrático medio (rmse) del análisis medio de la temperatura, para los 12 niveles verticales indicados en cada panel; considerando los horarios de las 00, 06, 12 y 18 UTC del período completo; para E-BPERT. Se incluye en cada panel el coeficiente de correlación lineal correspondiente.

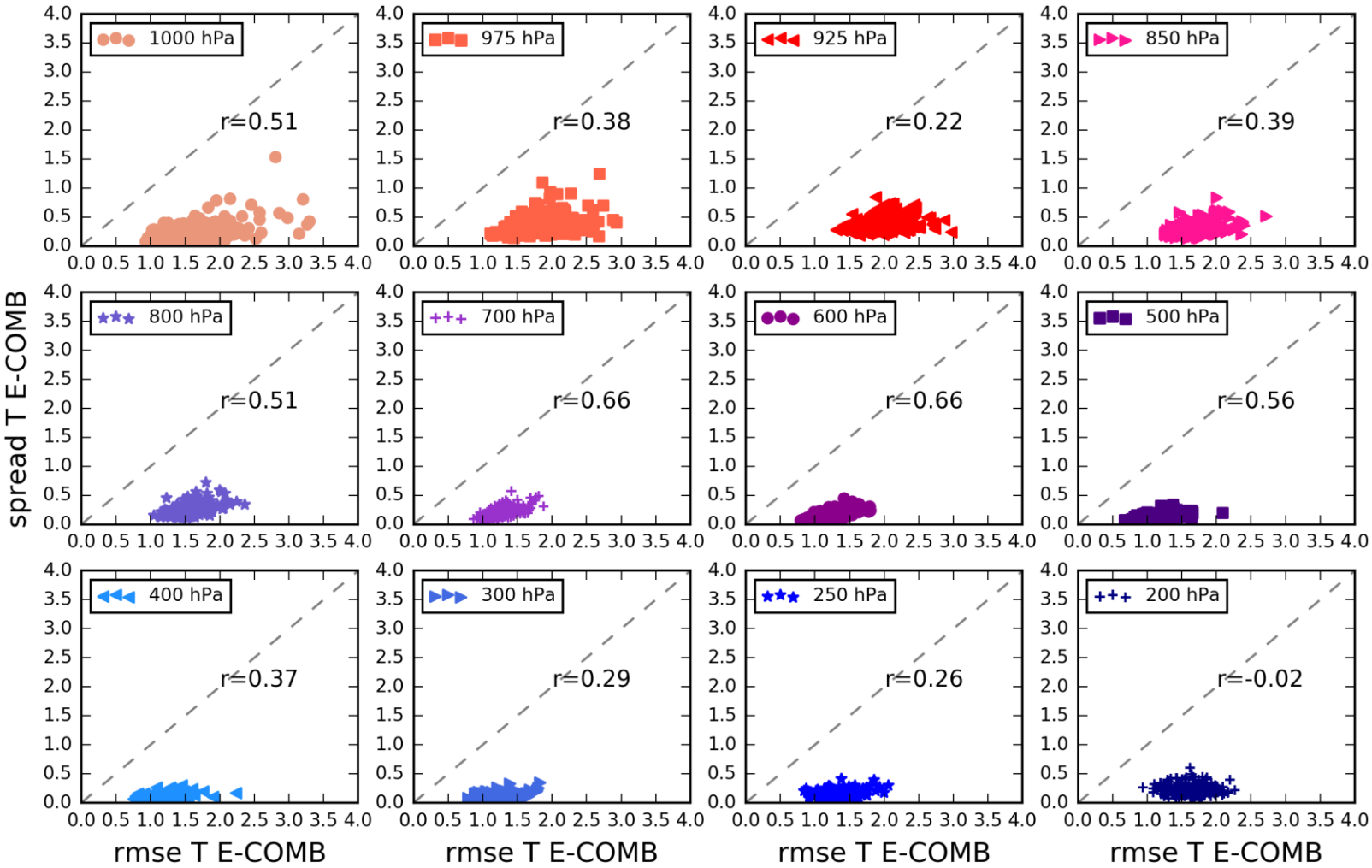


Figura 3.67. Análogo a Figura 3.63 para E-COMB: Diagramas de dispersión del spread de los análisis y la raíz del error cuadrático medio (rmse) del análisis medio de la temperatura, para los 12 niveles verticales indicados en cada panel; considerando los horarios de las 00, 06, 12 y 18 UTC del período completo; para E-COMB. Se incluye en cada panel el coeficiente de correlación lineal correspondiente.

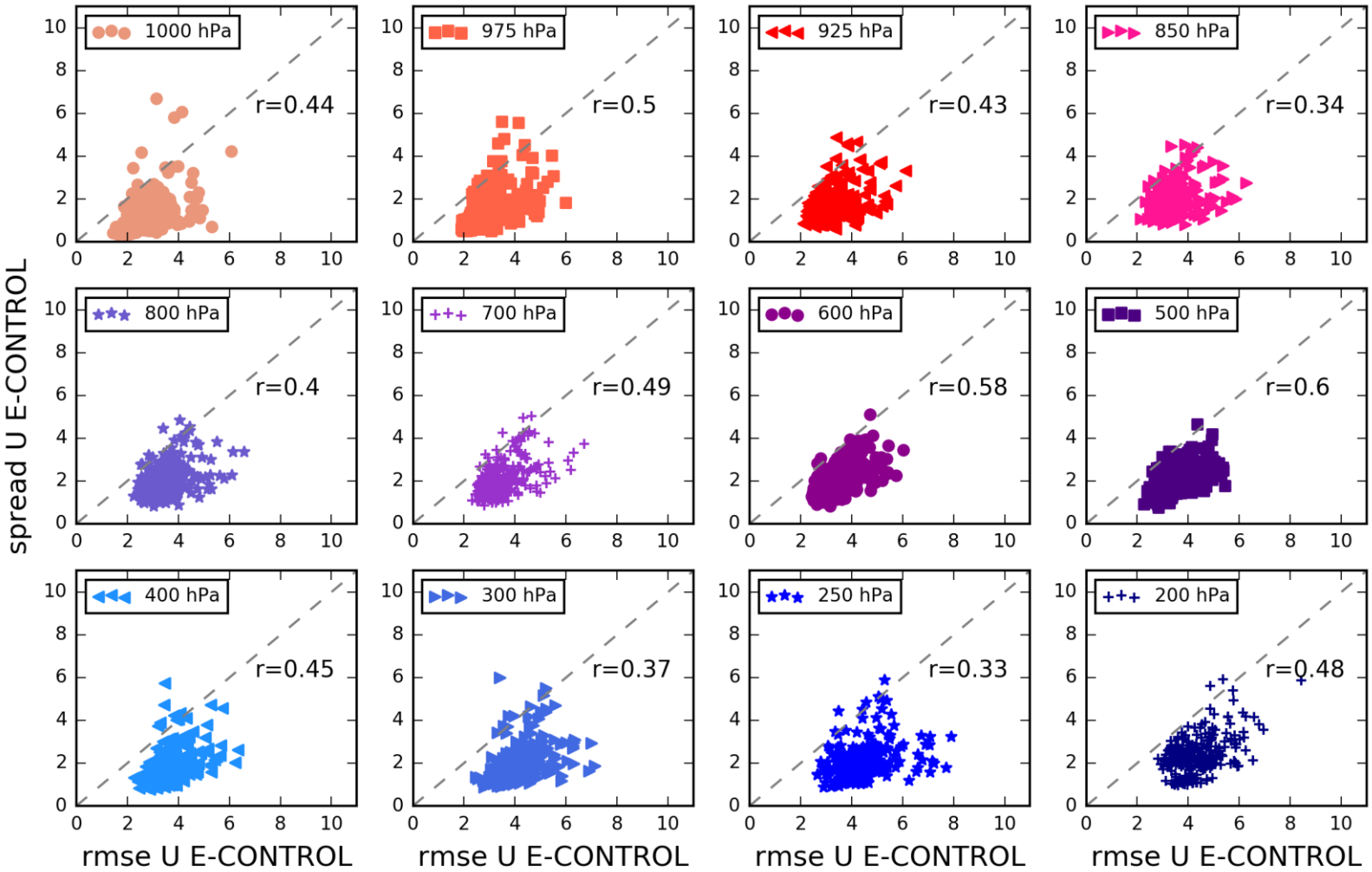


Figura 3.68. Diagramas de dispersión del spread de los análisis y la raíz del error cuadrático medio (rmse) del análisis medio de la componente zonal del viento (U), para los 12 niveles verticales indicados en cada panel; considerando los horarios de las 00, 06, 12 y 18 UTC del período completo; para E-CONTROL. Se incluye en cada panel el coeficiente de correlación lineal correspondiente.

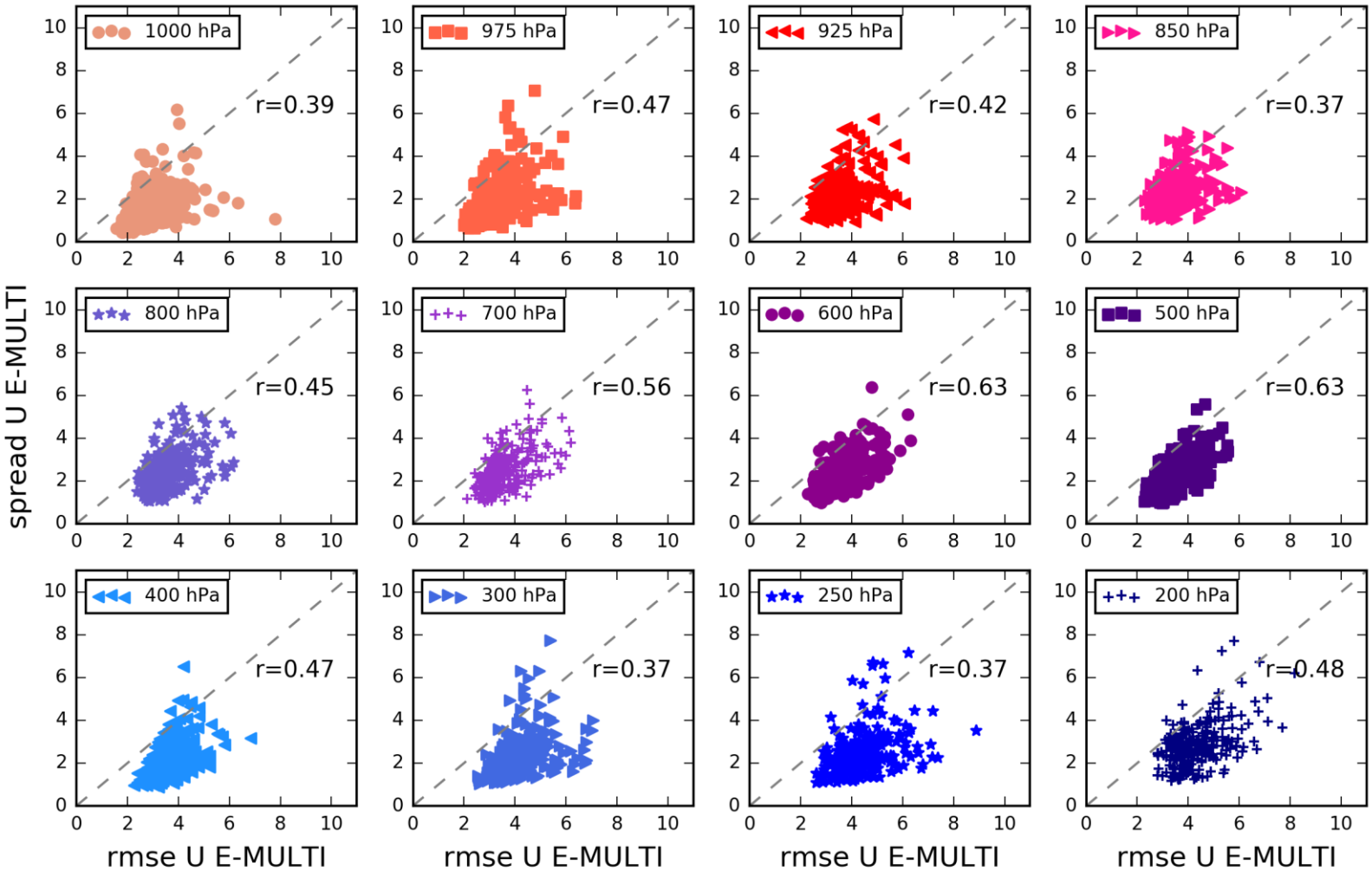


Figura 3.69. Análogo a Figura 3.68 para E-MULTI: Diagramas de dispersión del spread de los análisis y la raíz del error cuadrático medio (rmse) del análisis medio de la componente zonal del viento (U), para los 12 niveles verticales indicados en cada panel; considerando los horarios de las 00, 06, 12 y 18 UTC del período completo; para E-MULTI. Se incluye en cada panel el coeficiente de correlación lineal correspondiente.

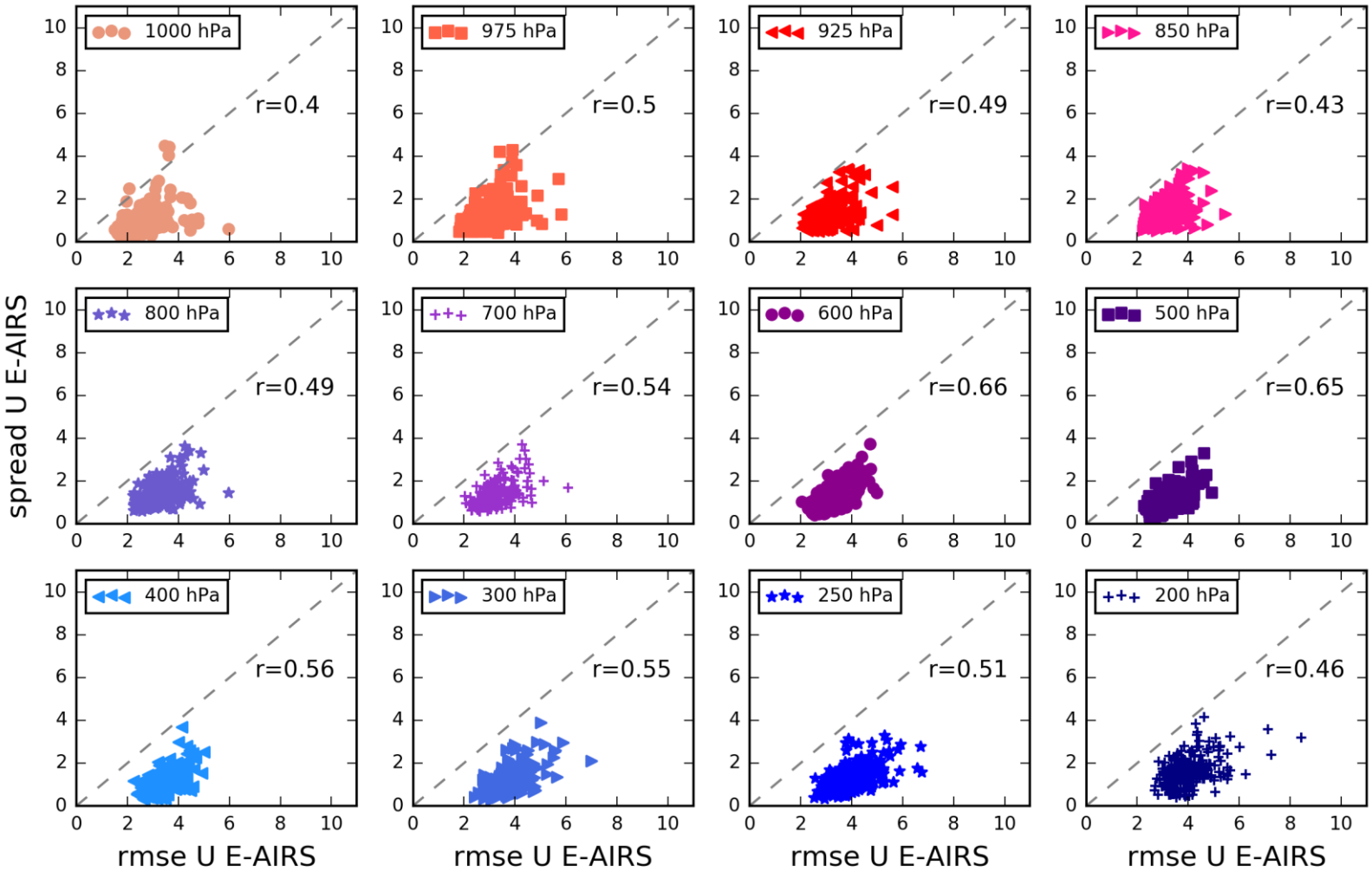


Figura 3.70. Análogo a Figura 3.68 para E-AIRS: Diagramas de dispersión del spread de los análisis y la raíz del error cuadrático medio (rmse) del análisis medio de la componente zonal del viento (U), para los 12 niveles verticales indicados en cada panel; considerando los horarios de las 00, 06, 12 y 18 UTC del período completo; para E-AIRS. Se incluye en cada panel el coeficiente de correlación lineal correspondiente.

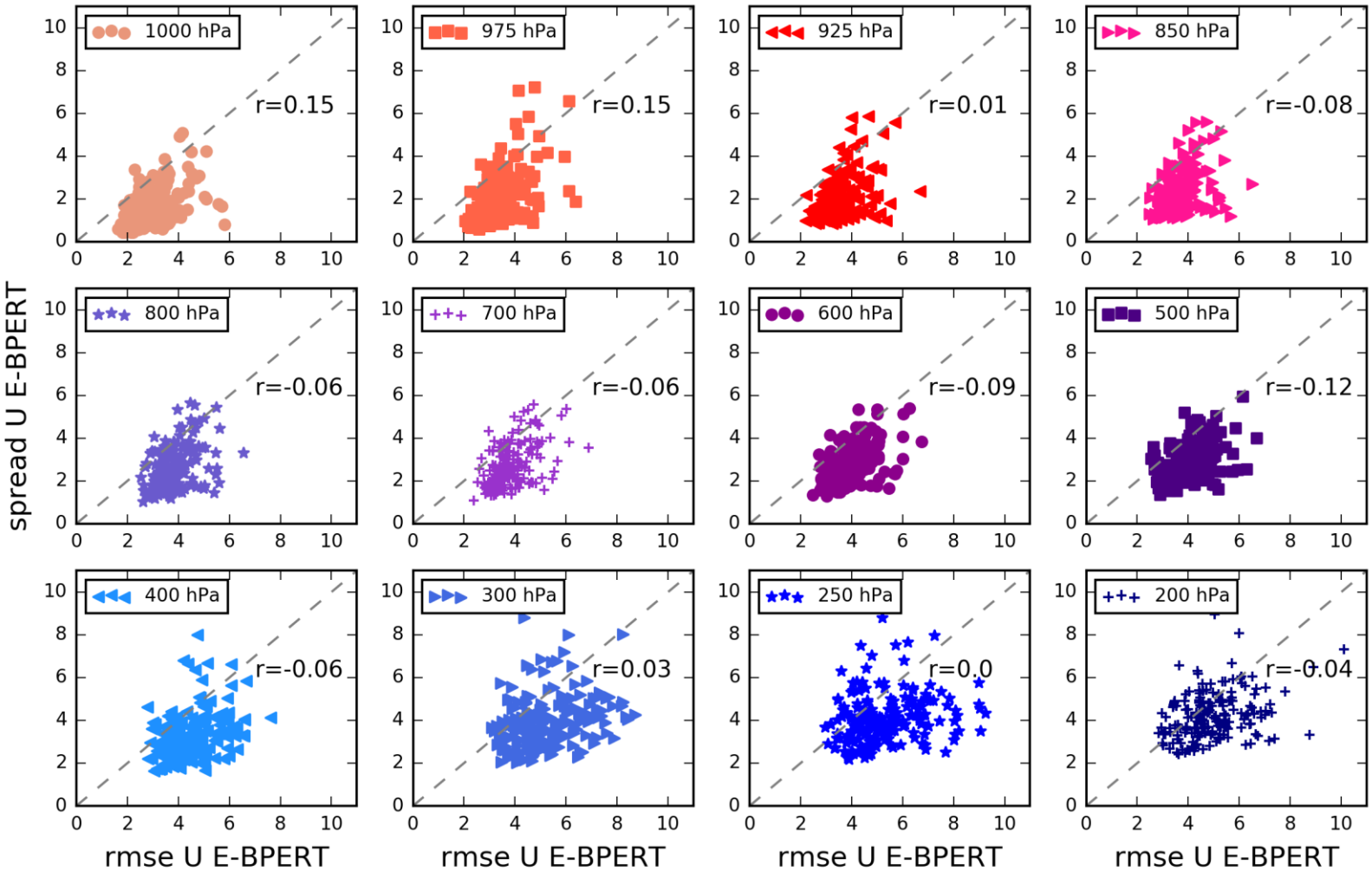


Figura 3.71. Análogo a Figura 3.68 para E-BPERT: Diagramas de dispersión del spread de los análisis y la raíz del error cuadrático medio (rmse) del análisis medio de la componente zonal del viento (U), para los 12 niveles verticales indicados en cada panel; considerando los horarios de las 00, 06, 12 y 18 UTC del período completo; para E-BPERT. Se incluye en cada panel el coeficiente de correlación lineal correspondiente.

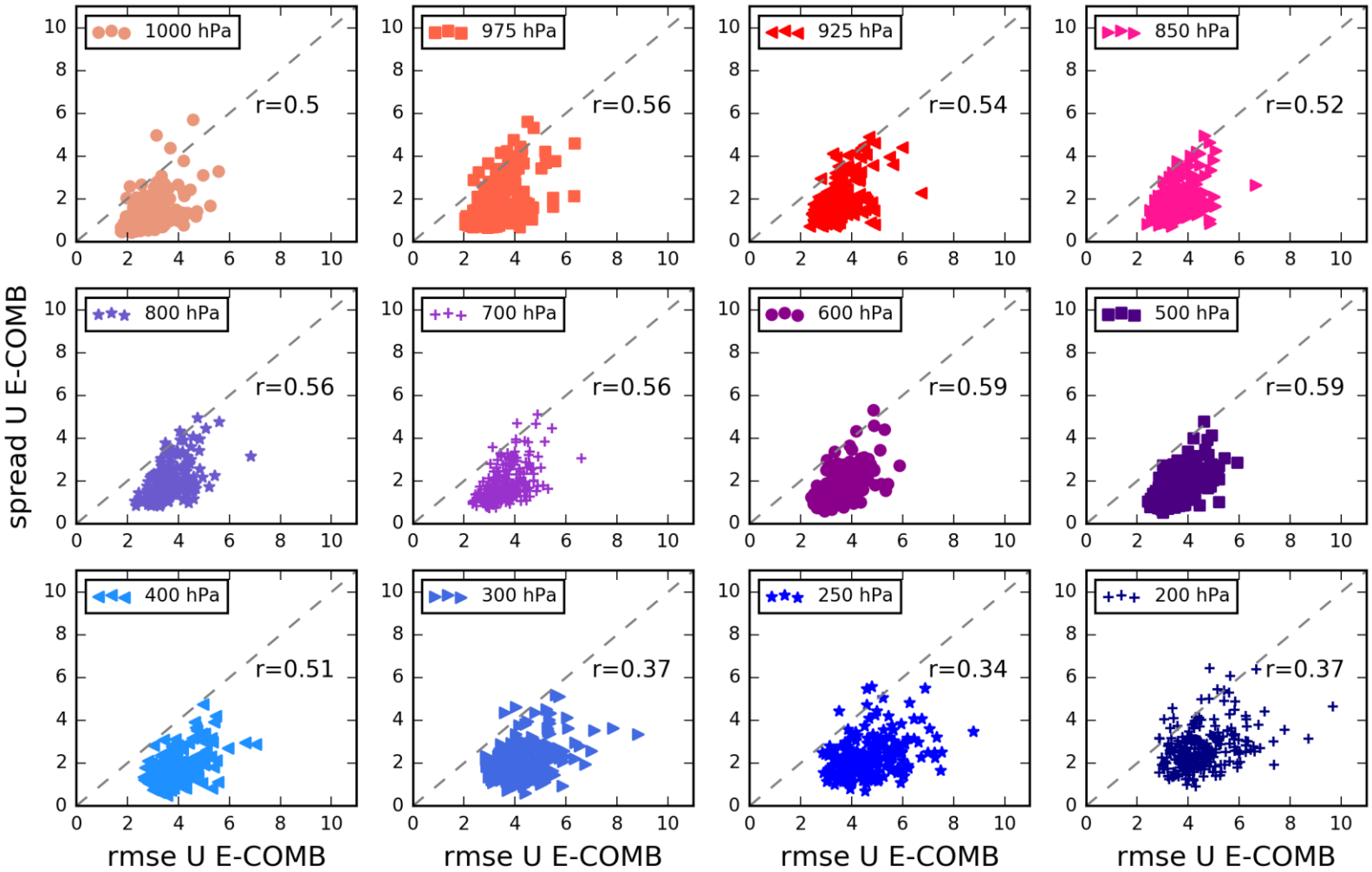


Figura 3.72. Análogo a Figura 3.68 para E-COMB: Diagramas de dispersión del spread de los análisis y la raíz del error cuadrático medio (rmse) del análisis medio de la componente zonal del viento (U), para los 12 niveles verticales indicados en cada panel; considerando los horarios de las 00, 06, 12 y 18 UTC del período completo; para E-COMB. Se incluye en cada panel el coeficiente de correlación lineal correspondiente.

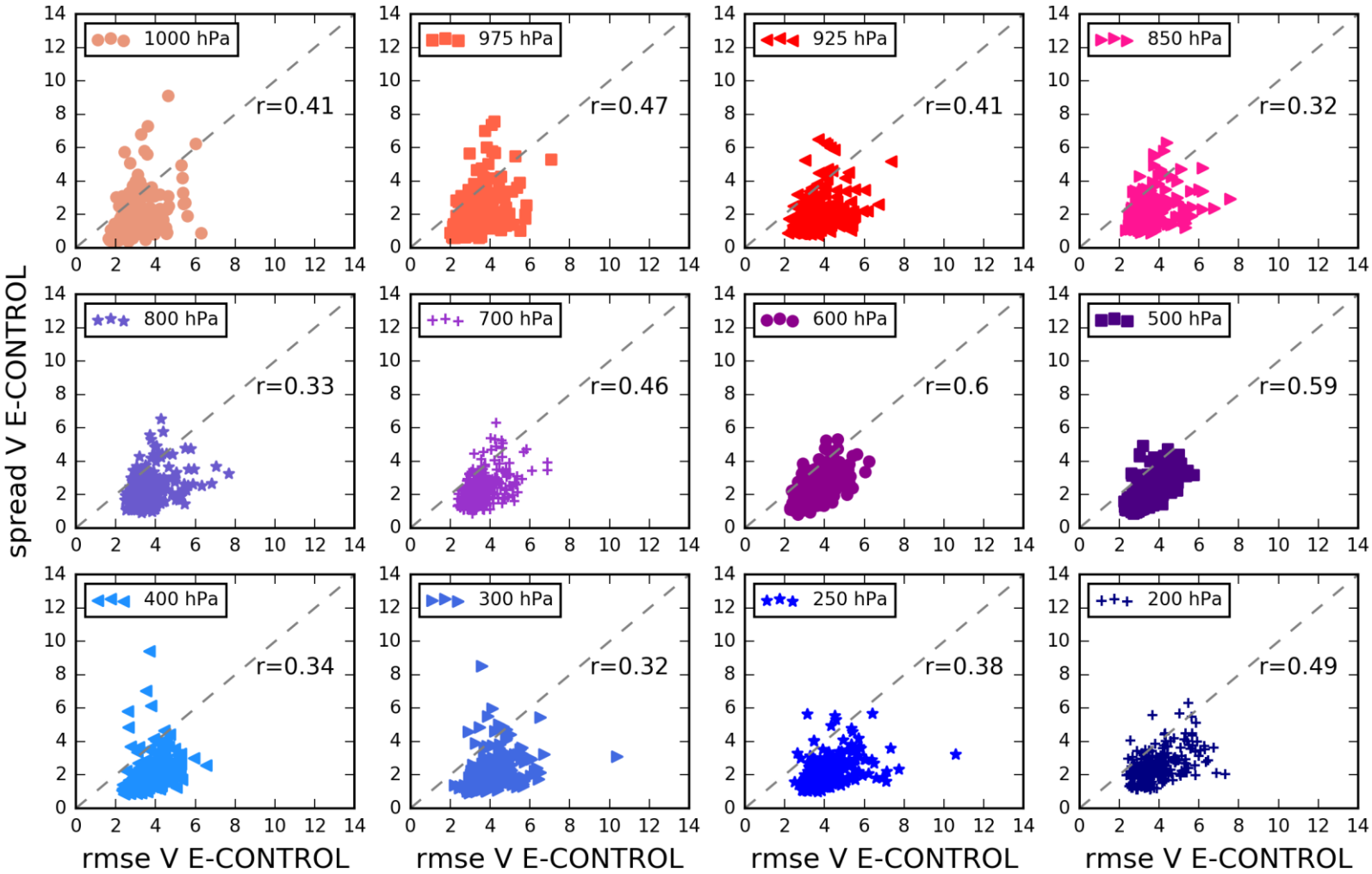


Figura 3.73. Diagramas de dispersión del spread de los análisis y la raíz del error cuadrático medio (rmse) del análisis medio de la componente meridional del viento (V), para los 12 niveles verticales indicados en cada panel; considerando los horarios de las 00, 06, 12 y 18 UTC del período completo; para E-CONTROL. Se incluye en cada panel el coeficiente de correlación lineal correspondiente.

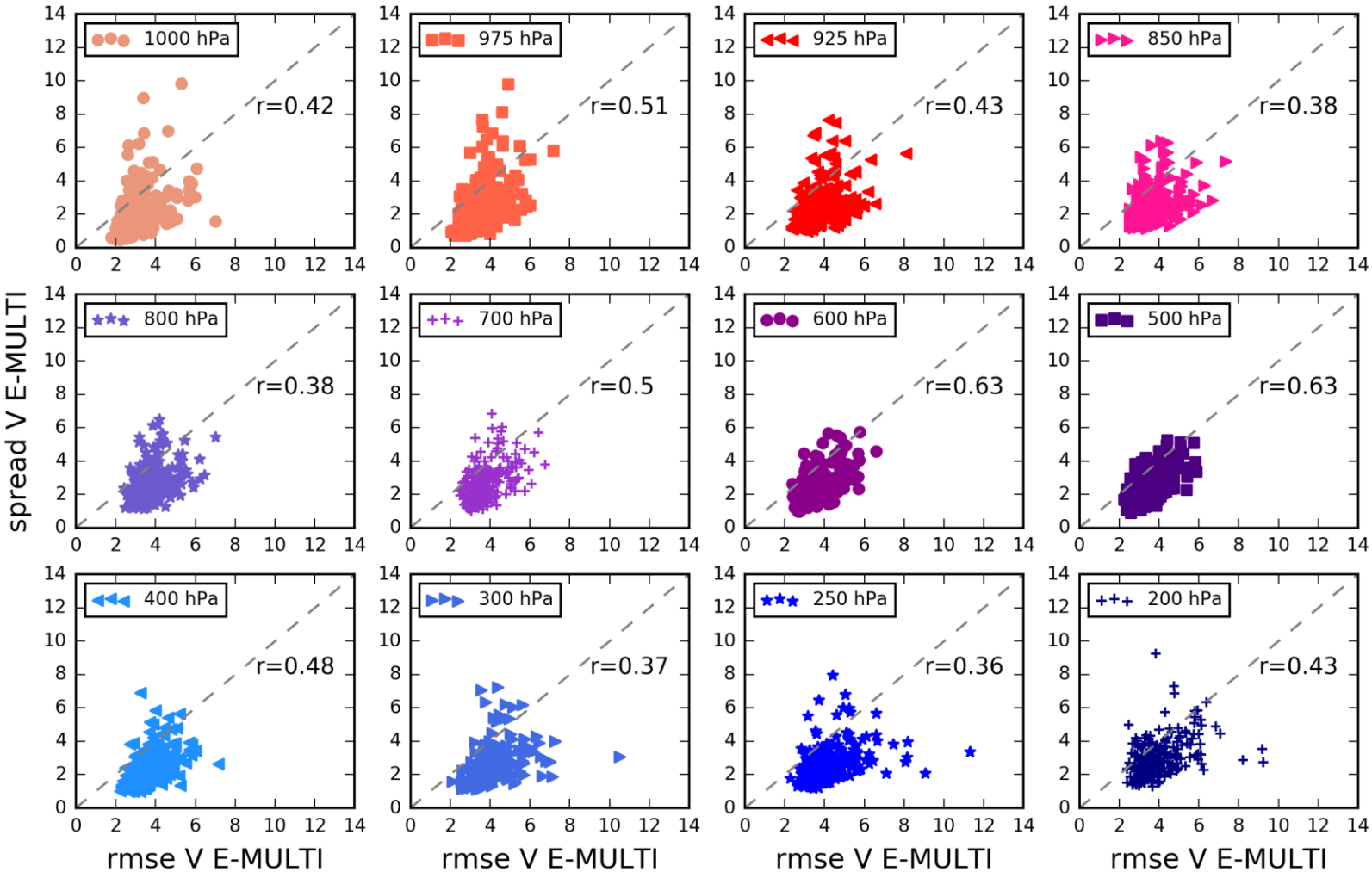


Figura 3.74. Análogo a Figura 3.73 para E-MULTI: Diagramas de dispersión del spread de los análisis y la raíz del error cuadrático medio (rmse) del análisis medio de la componente meridional del viento (V), para los 12 niveles verticales indicados en cada panel; considerando los horarios de las 00, 06, 12 y 18 UTC del período completo; para E-MULTI. Se incluye en cada panel el coeficiente de correlación lineal correspondiente.

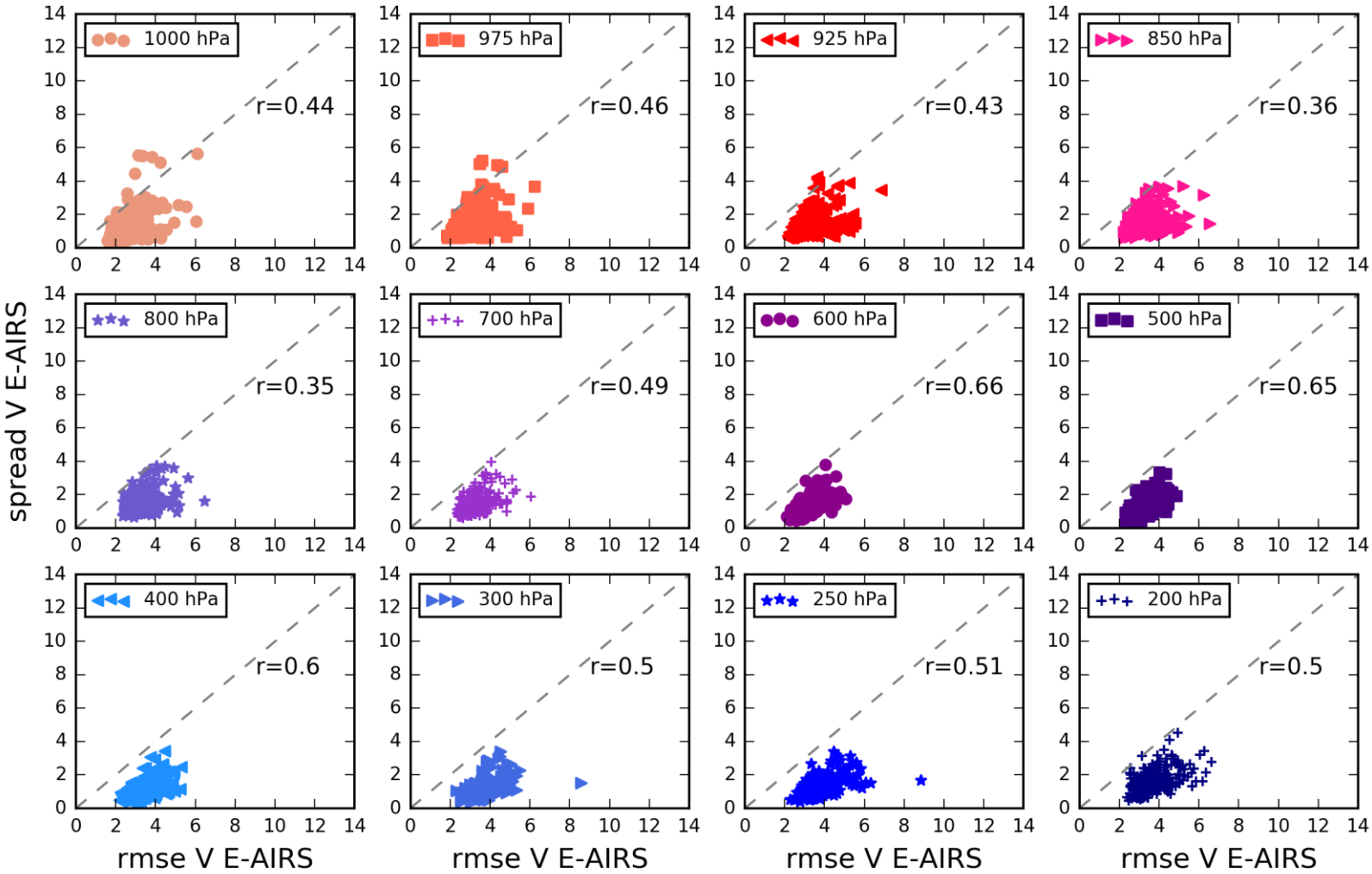


Figura 3.75. Análogo a Figura 3.73 para E-AIRS: Diagramas de dispersión del spread de los análisis y la raíz del error cuadrático medio (rmse) del análisis medio de la componente meridional del viento (V), para los 12 niveles verticales indicados en cada panel; considerando los horarios de las 00, 06, 12 y 18 UTC del período completo; para E-AIRS. Se incluye en cada panel el coeficiente de correlación lineal correspondiente.

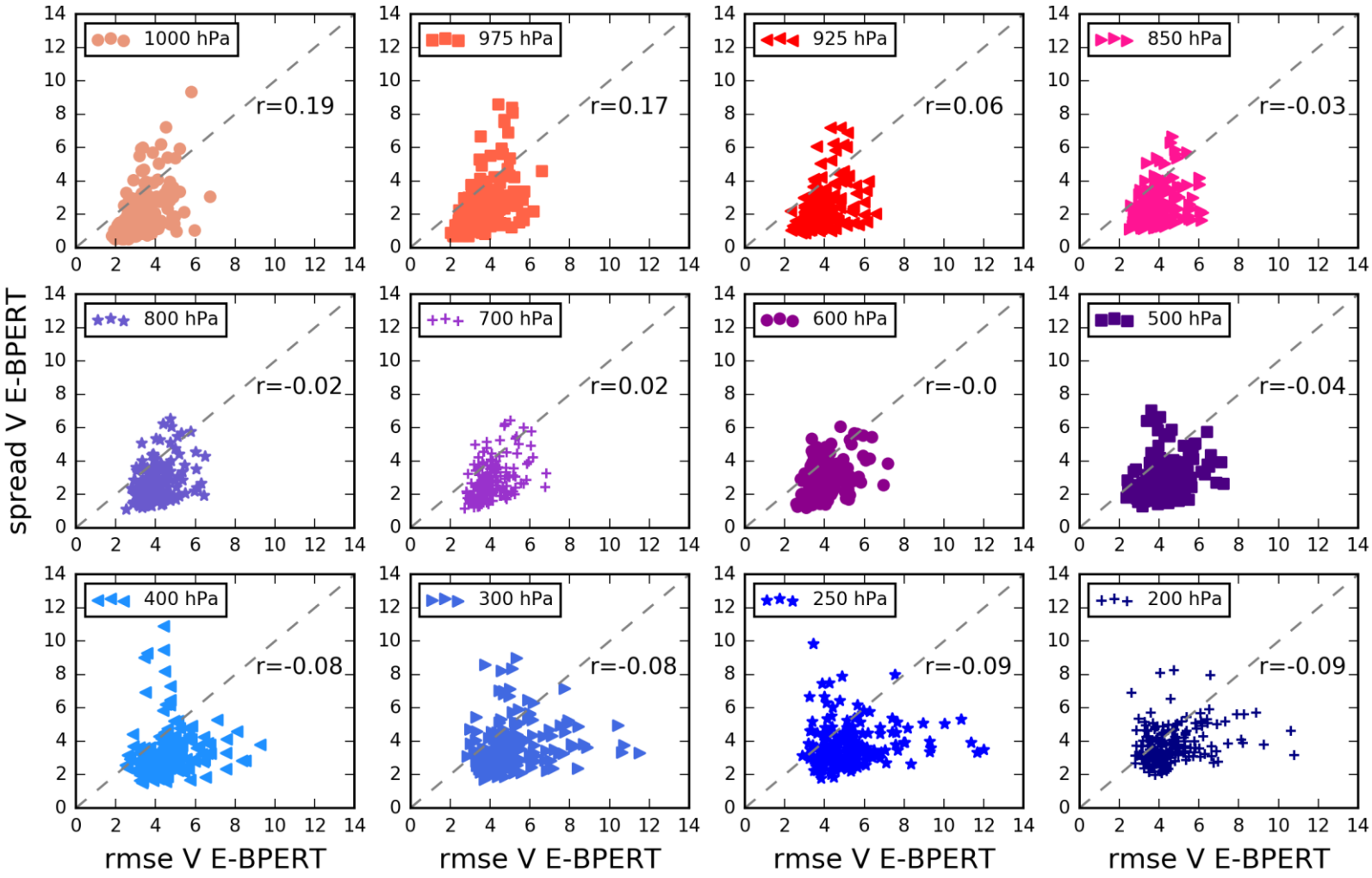


Figura 3.76. Análogo a Figura 3.73 para E-BPERT: Diagramas de dispersión del spread de los análisis y la raíz del error cuadrático medio (rmse) del análisis medio de la componente meridional del viento (V), para los 12 niveles verticales indicados en cada panel; considerando los horarios de las 00, 06, 12 y 18 UTC del período completo; para E-BPERT. Se incluye en cada panel el coeficiente de correlación lineal correspondiente.

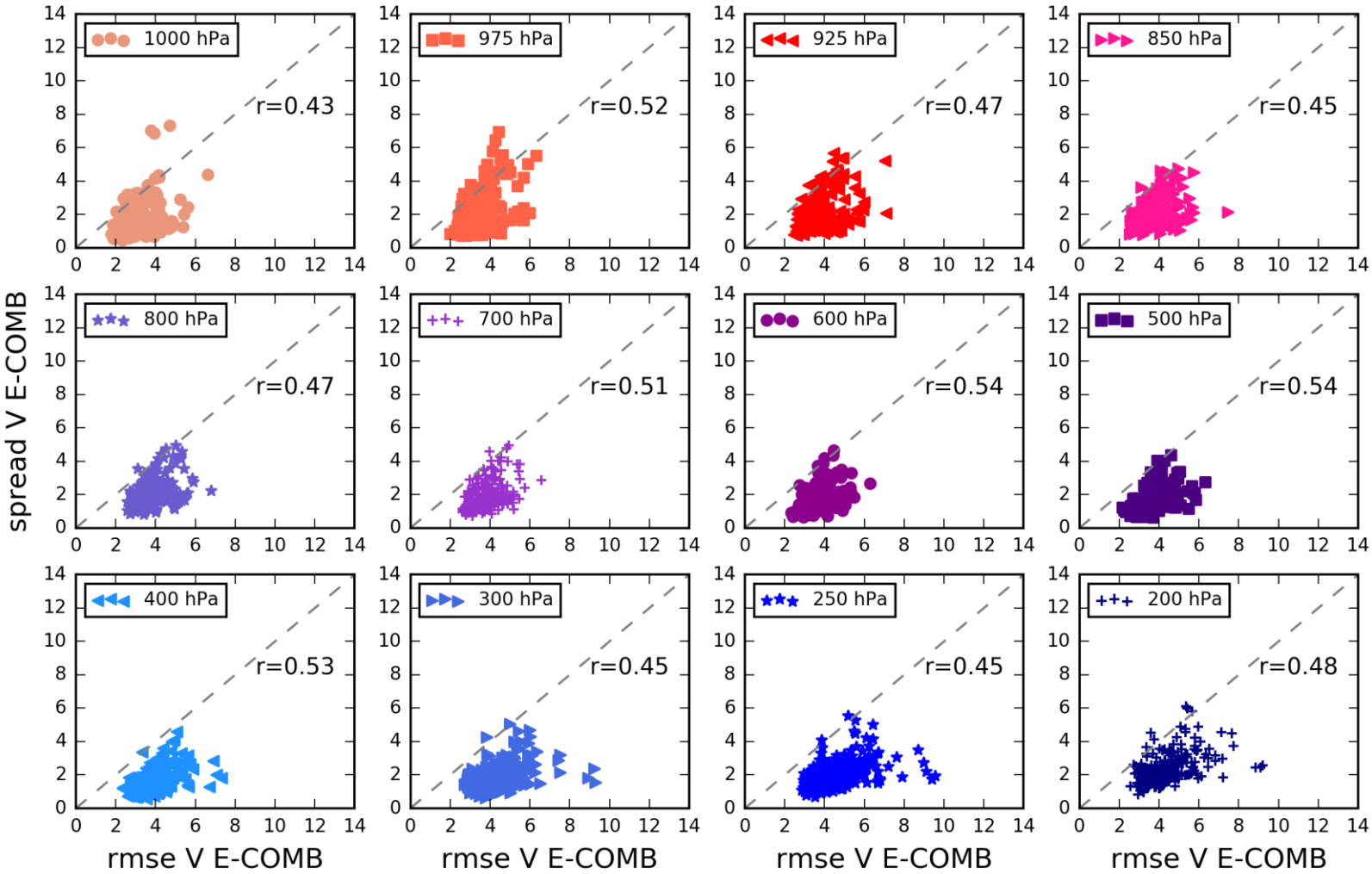
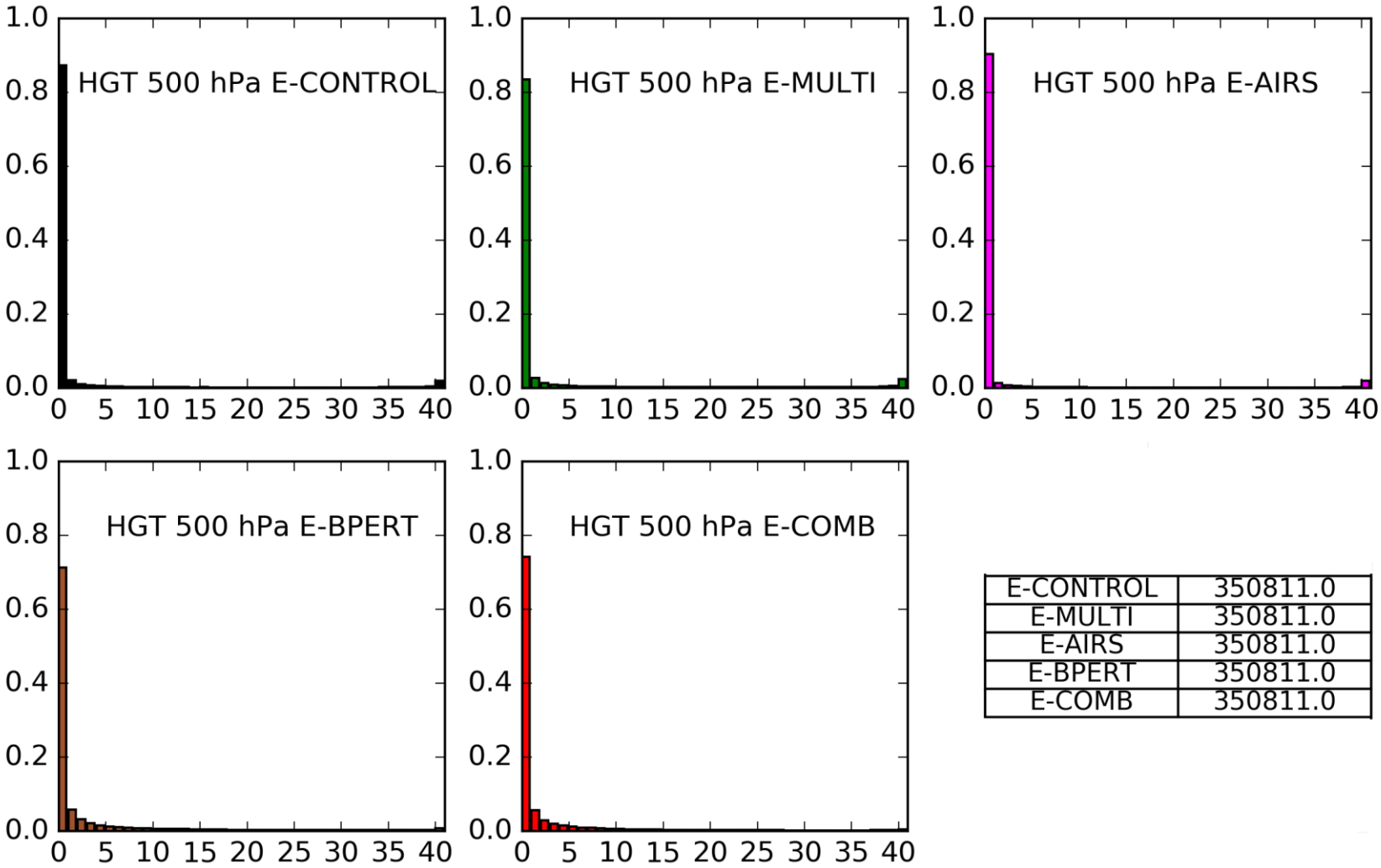
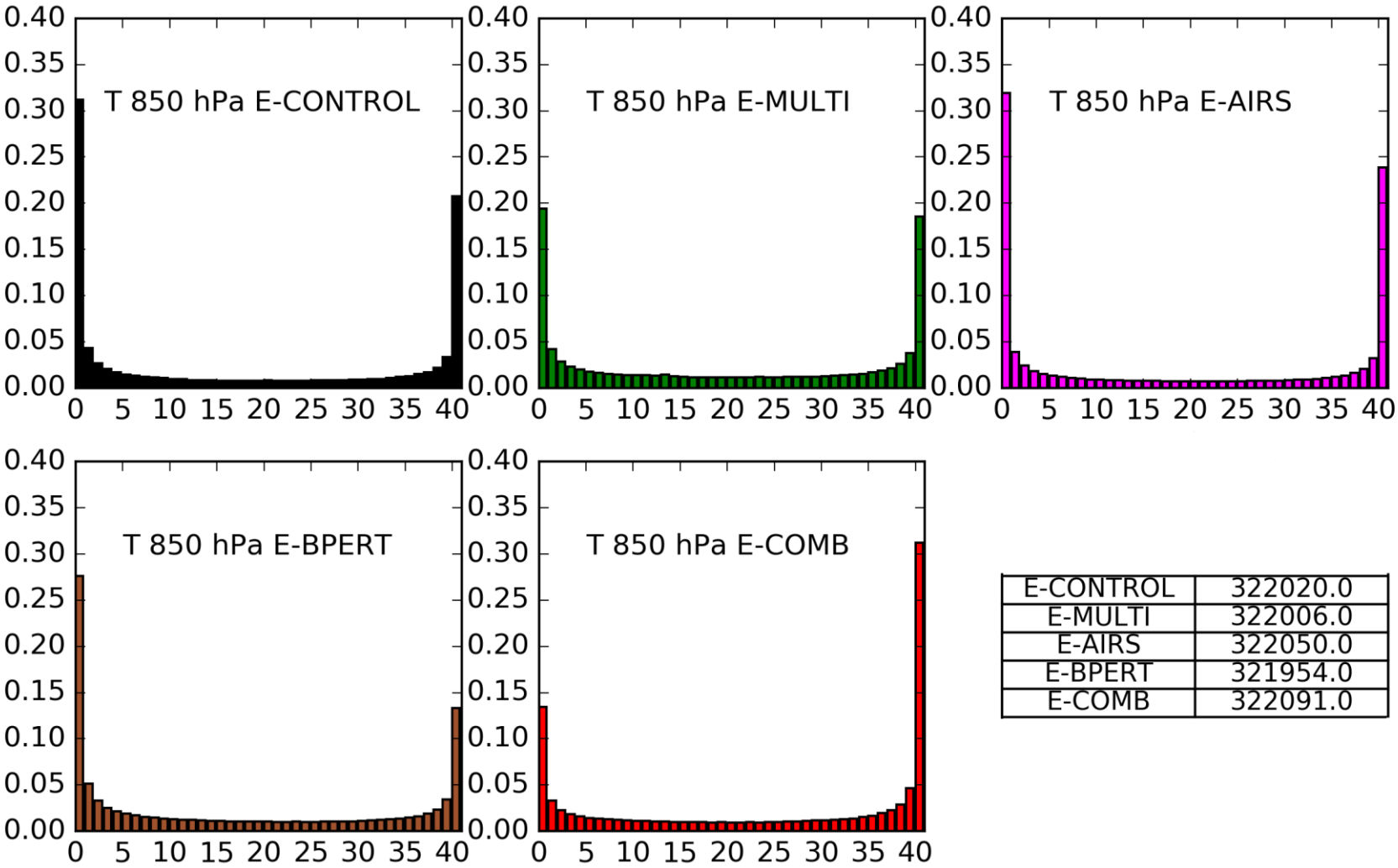


Figura 3.77. Análogo a Figura 3.73 para E-COMB: Diagramas de dispersión del spread de los análisis y la raíz del error cuadrático medio (rmse) del análisis medio de la componente meridional del viento (V), para los 12 niveles verticales indicados en cada panel; considerando los horarios de las 00, 06, 12 y 18 UTC del período completo; para E-COMB. Se incluye en cada panel el coeficiente de correlación lineal correspondiente.



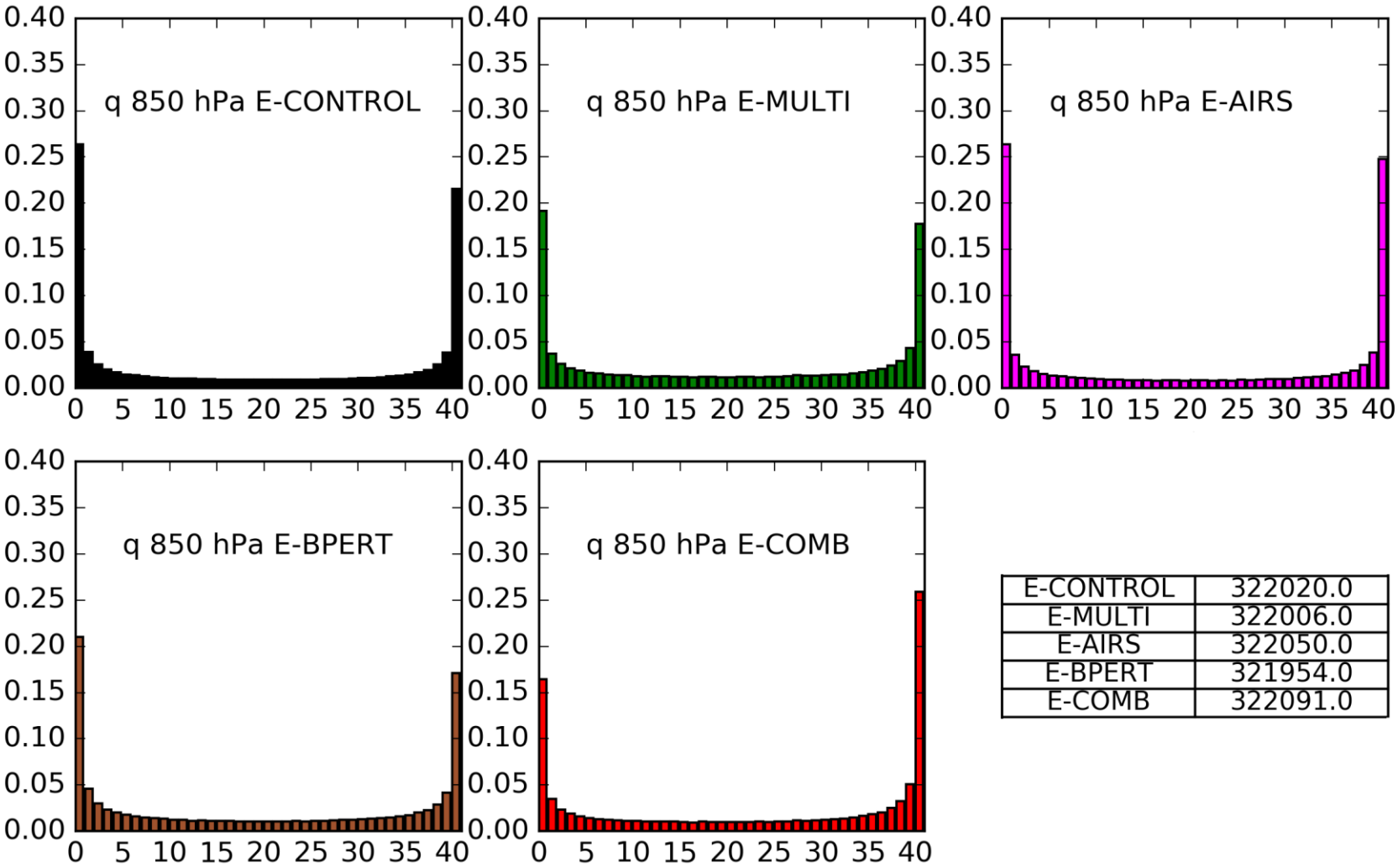
E-CONTROL	350811.0
E-MULTI	350811.0
E-AIRS	350811.0
E-BPERT	350811.0
E-COMB	350811.0

Figura 3.78. Histogramas de rangos calculados para el pronóstico a 3 horas válido a las 12 UTC, de la altura geopotencial de 500 hPa, de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB; **considerando el ERA** como verdad. Las 41 categorías del eje de abscisas corresponden a aquellas definidas por los 40 miembros de ensamble ordenados en cada punto de retícula. La tabla muestra la cantidad total de puntos utilizados para el cálculo de cada experimento. (Ver el texto para una explicación más detallada)



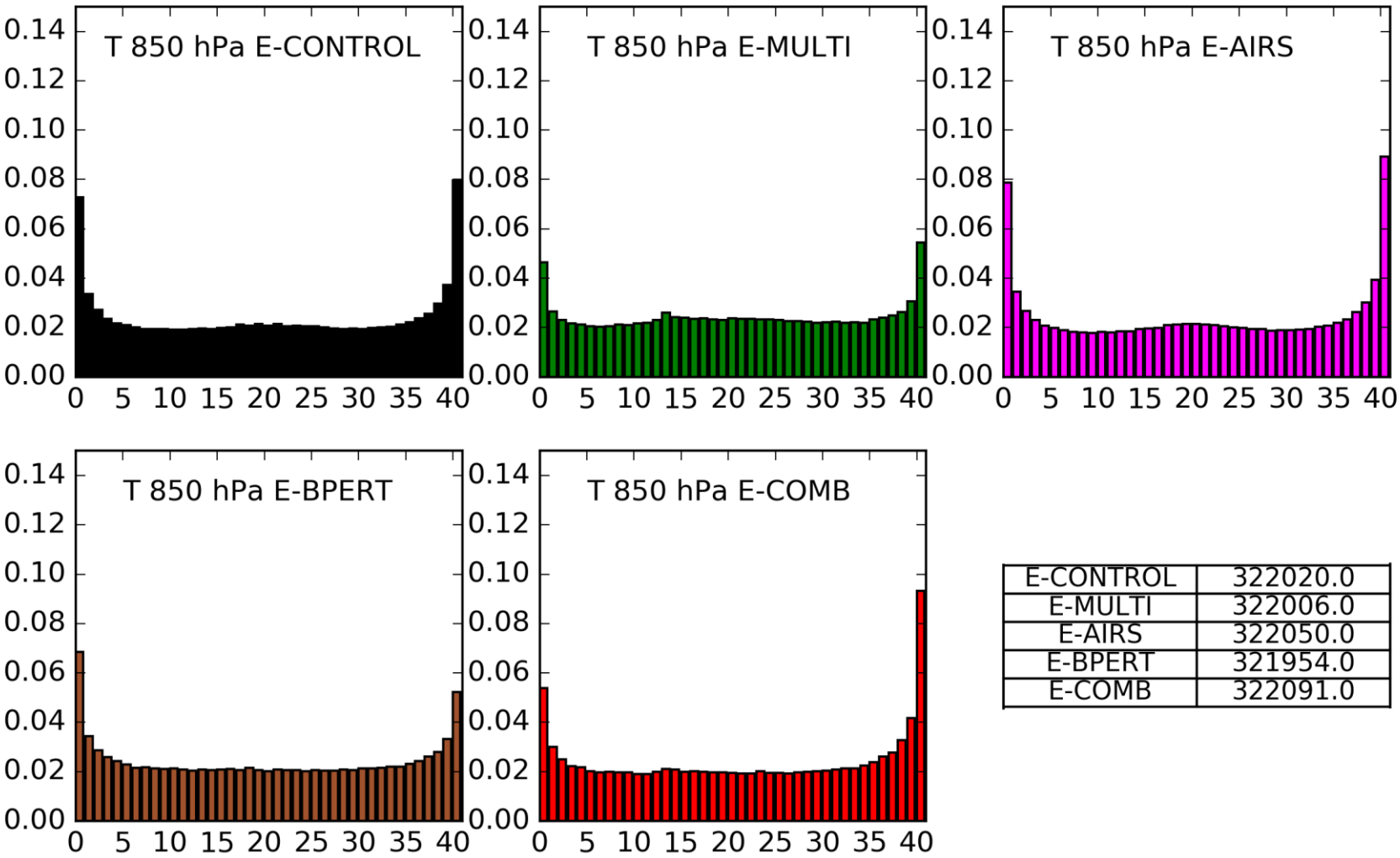
E-CONTROL	322020.0
E-MULTI	322006.0
E-AIRS	322050.0
E-BPERT	321954.0
E-COMB	322091.0

Figura 3.79. Análogo a Figura 3.78 para la temperatura en 850 hPa: Histogramas de rangos calculados para el pronóstico a 3 horas válido a las 12 UTC, de la temperatura en 850 hPa, de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB; **considerando el ERA** como verdad. Las 41 categorías del eje de abscisas corresponden a aquellas definidas por los 40 miembros de ensamble ordenados en cada punto de retícula. La tabla muestra la cantidad total de puntos utilizados para el cálculo de cada experimento.



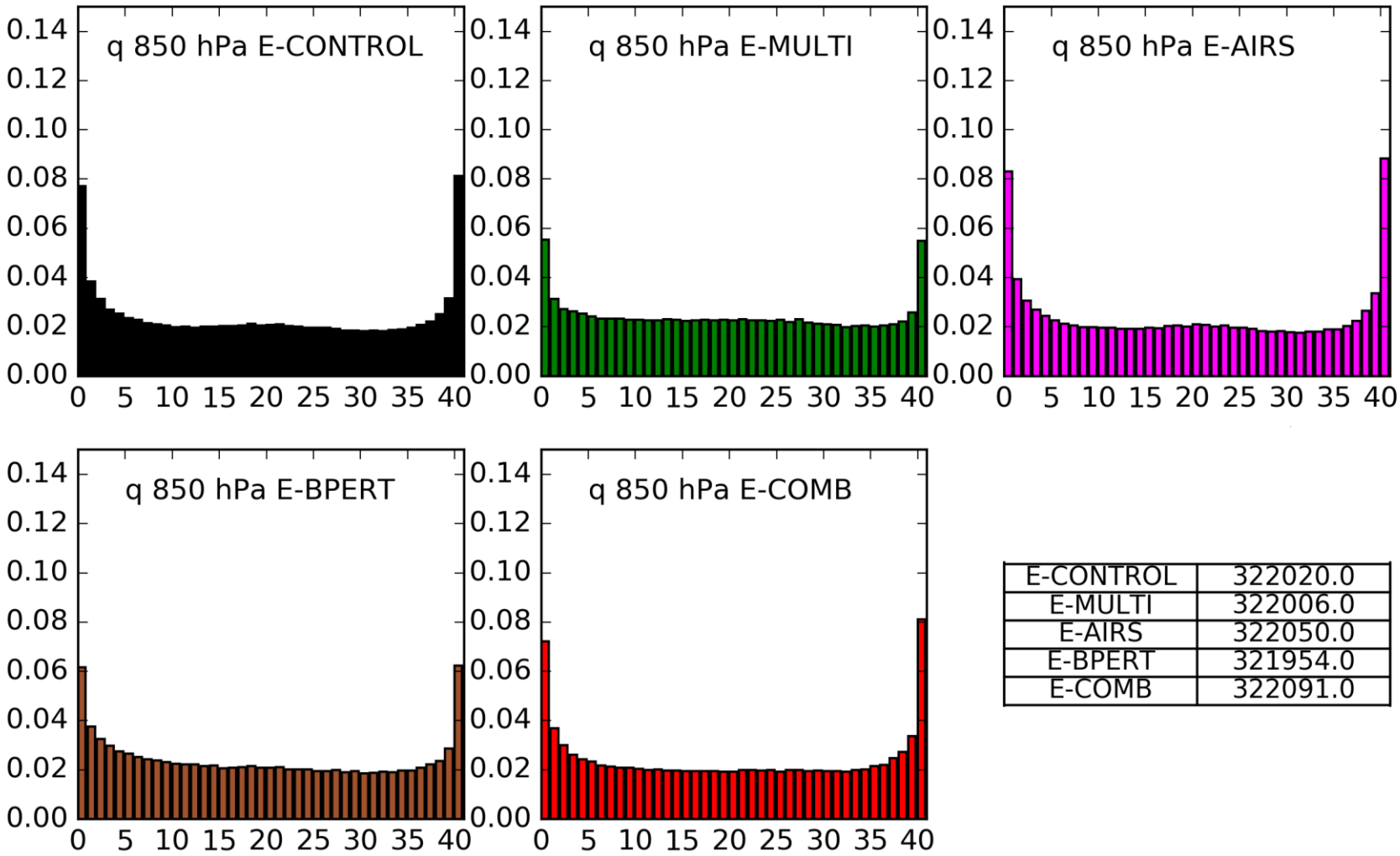
E-CONTROL	322020.0
E-MULTI	322006.0
E-AIRS	322050.0
E-BPERT	321954.0
E-COMB	322091.0

Figura 3.80. Análogo a Figura 3.78 para la humedad específica en 850 hPa: Histogramas de rangos calculados para el pronóstico a 3 horas válido a las 12 UTC, de la humedad específica en 850 hPa, de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB; **considerando el ERA** como verdad. Las 41 categorías del eje de abscisas corresponden a aquellas definidas por los 40 miembros de ensamble ordenados en cada punto de retícula. La tabla muestra la cantidad total de puntos utilizados para el cálculo de cada experimento.



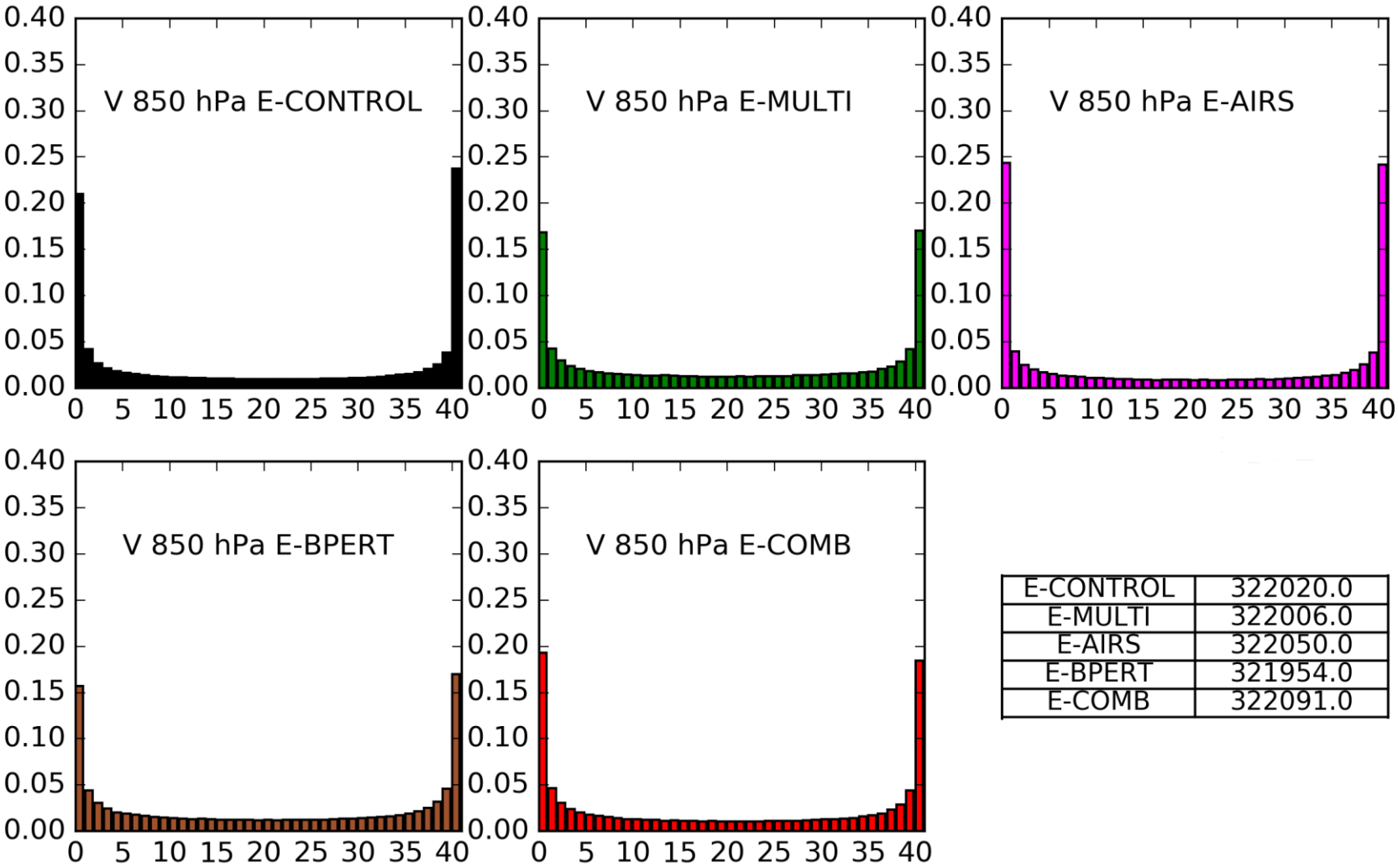
E-CONTROL	322020.0
E-MULTI	322006.0
E-AIRS	322050.0
E-BPERT	321954.0
E-COMB	322091.0

Figura 3.81. Histogramas de rangos calculados para el pronóstico a 3 horas válido a las 12 UTC, de la temperatura en 850 hPa, de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB; **considerando el análisis medio** correspondiente a cada experimento como verdad. Las 41 categorías del eje de abscisas corresponden a aquellas definidas por los 40 miembros de ensamble ordenados en cada punto de retícula. La tabla muestra la cantidad total de puntos utilizados para el cálculo de cada experimento.



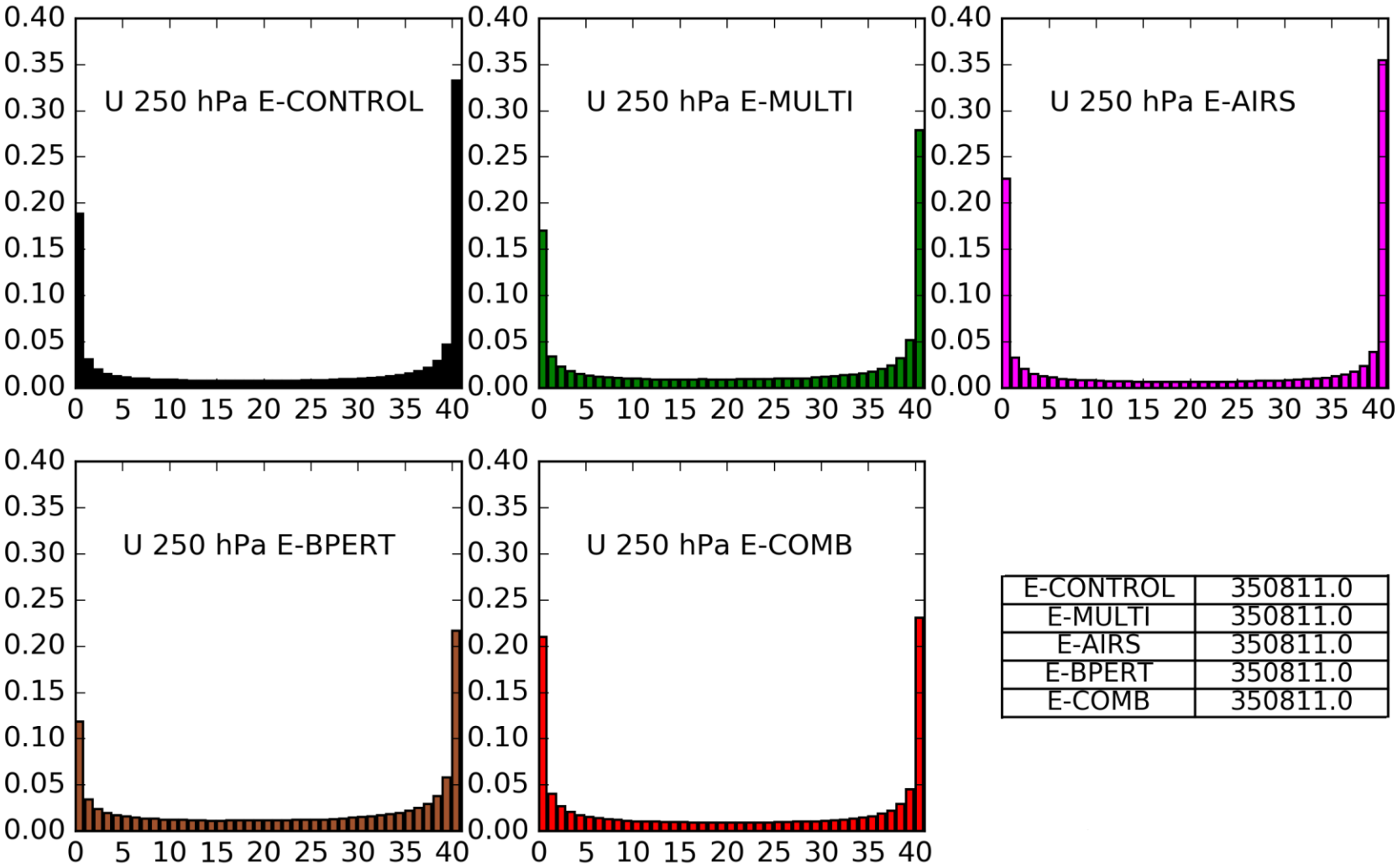
E-CONTROL	322020.0
E-MULTI	322006.0
E-AIRS	322050.0
E-BPERT	321954.0
E-COMB	322091.0

Figura 3.82. Análogo a Figura 3.81 para la humedad específica en 850 hPa: Histogramas de rangos calculados para el pronóstico a 3 horas válido a las 12 UTC, de la humedad específica en 850 hPa, de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB; **considerando el análisis medio** correspondiente a cada experimento como verdad. Las 41 categorías del eje de abscisas corresponden a aquellas definidas por los 40 miembros de ensamble ordenados en cada punto de retícula. La tabla muestra la cantidad total de puntos utilizados para el cálculo de cada experimento.



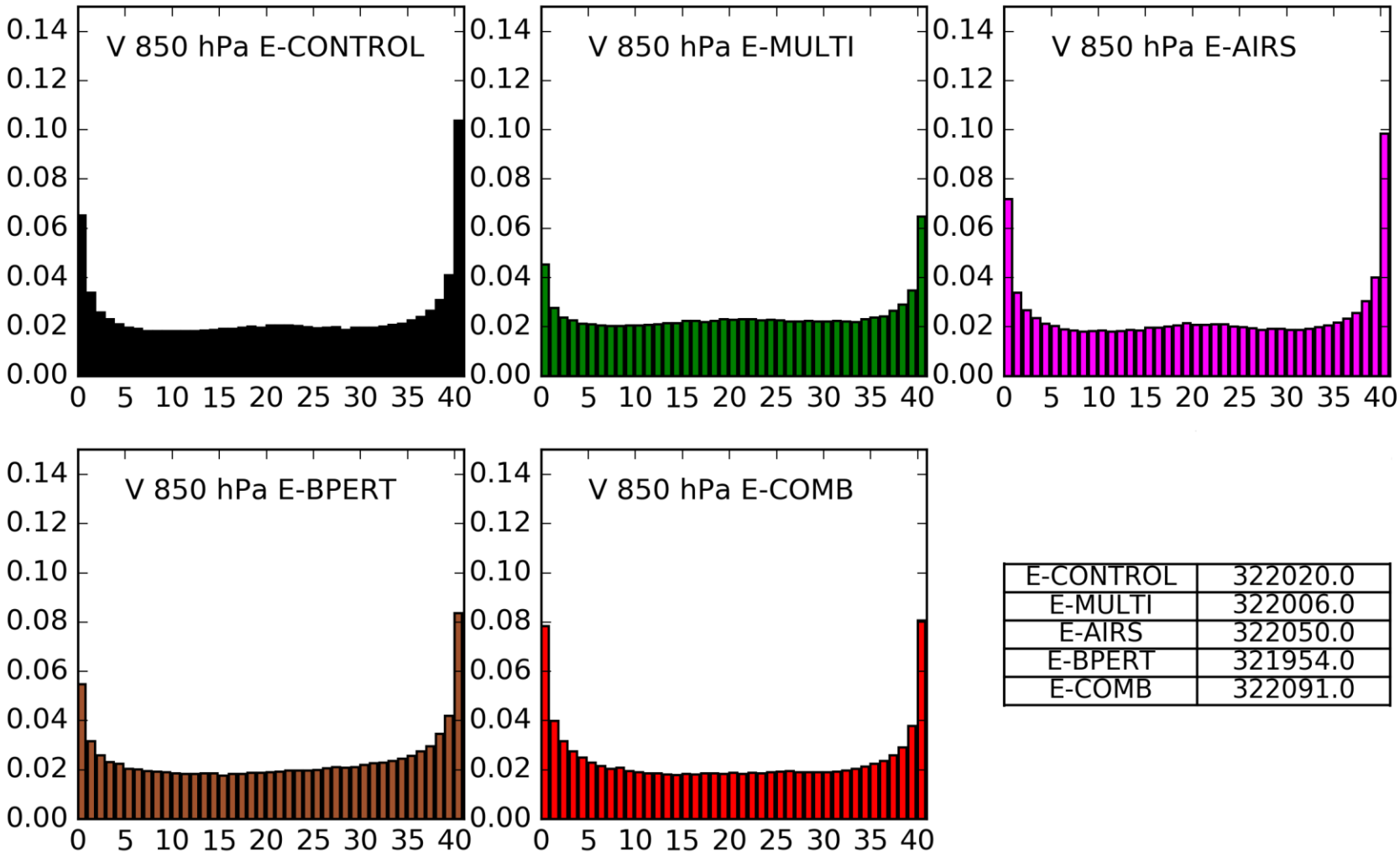
E-CONTROL	322020.0
E-MULTI	322006.0
E-AIRS	322050.0
E-BPERT	321954.0
E-COMB	322091.0

Figura 3.83. Análogo a Figura 3.78 para la componente meridional del viento en 850 hPa: Histogramas de rangos calculados para el pronóstico a 3 horas válido a las 12 UTC, de la componente meridional del viento en 850 hPa, de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB; **considerando el ERA** como verdad. Las 41 categorías del eje de abscisas corresponden a aquellas definidas por los 40 miembros de ensamble ordenados en cada punto de retícula. La tabla muestra la cantidad total de puntos utilizados para el cálculo de cada experimento.



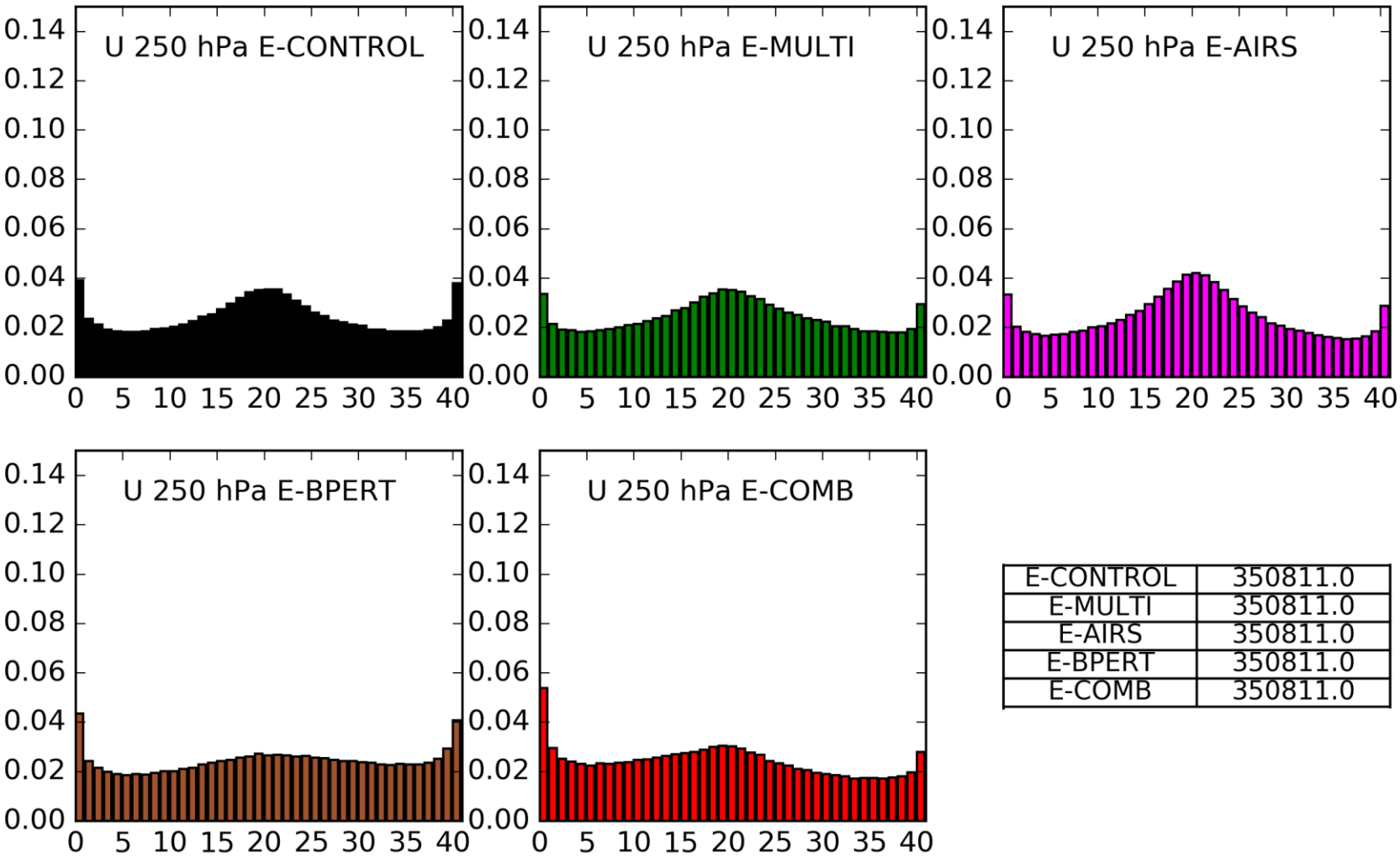
E-CONTROL	350811.0
E-MULTI	350811.0
E-AIRS	350811.0
E-BPERT	350811.0
E-COMB	350811.0

Figura 3.84. Análogo a Figura 3.78 para la componente zonal en 250 hPa: Histogramas de rangos calculados para el pronóstico a 3 horas válido a las 12 UTC, de la componente zonal del viento en 250 hPa, de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB; **considerando el ERA** como verdad. Las 41 categorías del eje de abscisas corresponden a aquellas definidas por los 40 miembros de ensamble ordenados en cada punto de retícula. La tabla muestra la cantidad total de puntos utilizados para el cálculo de cada experimento.



E-CONTROL	322020.0
E-MULTI	322006.0
E-AIRS	322050.0
E-BPERT	321954.0
E-COMB	322091.0

Figura 3.85. Análogo a Figura 3.81 para la componente meridional del viento en 850 hPa: Histogramas de rangos calculados para el pronóstico a 3 horas válido a las 12 UTC, de la componente meridional del viento en 850 hPa, de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB; **considerando el análisis medio** correspondiente a cada experimento como verdad. Las 41 categorías del eje de abscisas corresponden a aquellas definidas por los 40 miembros de ensamble ordenados en cada punto de retícula. La tabla muestra la cantidad total de puntos utilizados para el cálculo de cada experimento.



E-CONTROL	350811.0
E-MULTI	350811.0
E-AIRS	350811.0
E-BPERT	350811.0
E-COMB	350811.0

Figura 3.86. Análogo a Figura 3.81 para la componente zonal del viento en 250 hPa: Histogramas de rangos calculados para el pronóstico a 3 horas válido a las 12 UTC, de la componente zonal del viento en 250 hPa, de E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, y E-COMB; **considerando el análisis medio** correspondiente a cada experimento como verdad. Las 41 categorías del eje de abscisas corresponden a aquellas definidas por los 40 miembros de ensamble ordenados en cada punto de retícula. La tabla muestra la cantidad total de puntos utilizados para el cálculo de cada experimento.

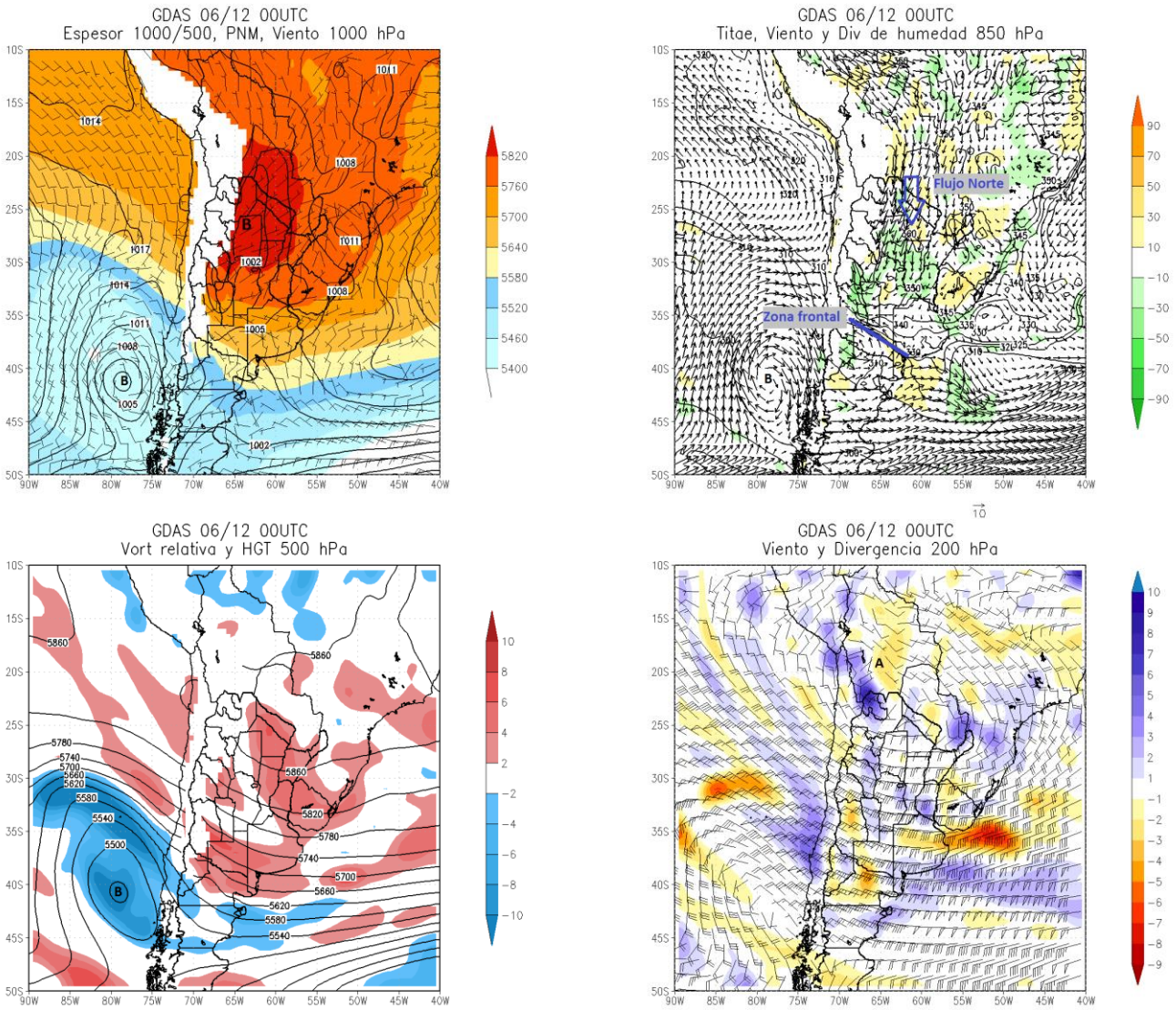


Figura 3.87. Condiciones sinópticas representadas por el GDAS en **1000 hPa** {Presión a nivel del Mar [hPa] (contornos), espesores 1000/500 [m] (sombreado), viento [nudos] (barbas)}; **850 hPa** {Temperatura potencial equivalente [K] (contornos), divergencia de humedad [g kg^{-1} $día^{-1}$] (sombreado), viento [ms^{-1}] (vectores)}; **500 hPa** {Vorticidad relativa [10^{-5} s^{-1}] (sombreado), HGT [m] (contornos)}; y **200 hPa** {Divergencia [10^{-5} s^{-1}] (sombreado), viento [nudos] (barbas) }; para el 6 de Diciembre a las 00 UTC. Se indican los centros de alta (A) y baja (B) presión, la zona frontal y la región con viento del norte predominante.

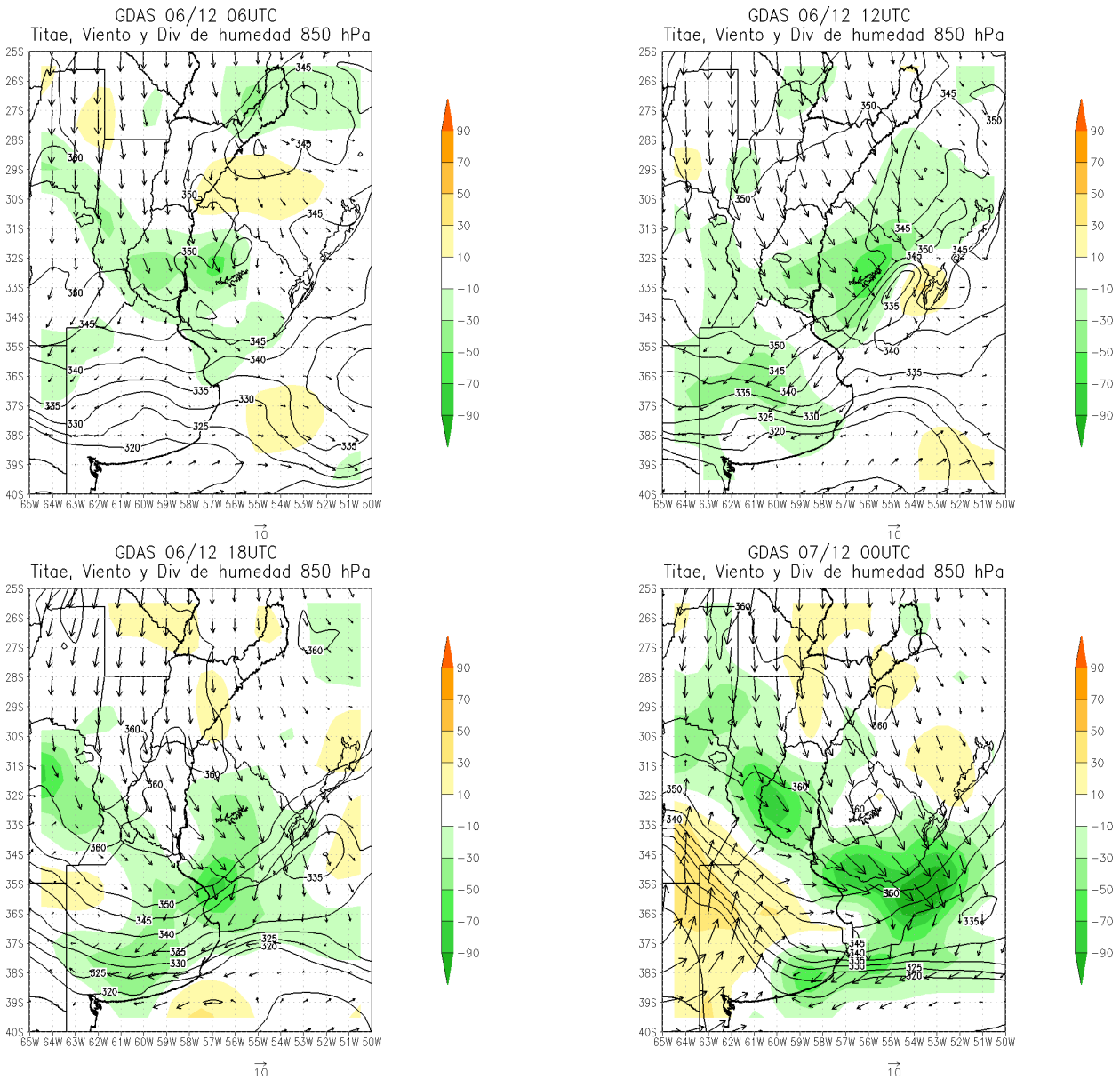


Figura 3.88. Temperatura potencial equivalente [K] (contornos), divergencia de humedad [g kg^{-1} día^{-1}] (sombreado) y viento [ms^{-1}] (vectores) en 850 hPa, representadas por el GDAS, para el 6 de Diciembre a las 06, 12 y 18 UTC, y el 7 de Diciembre a las 00 UTC.

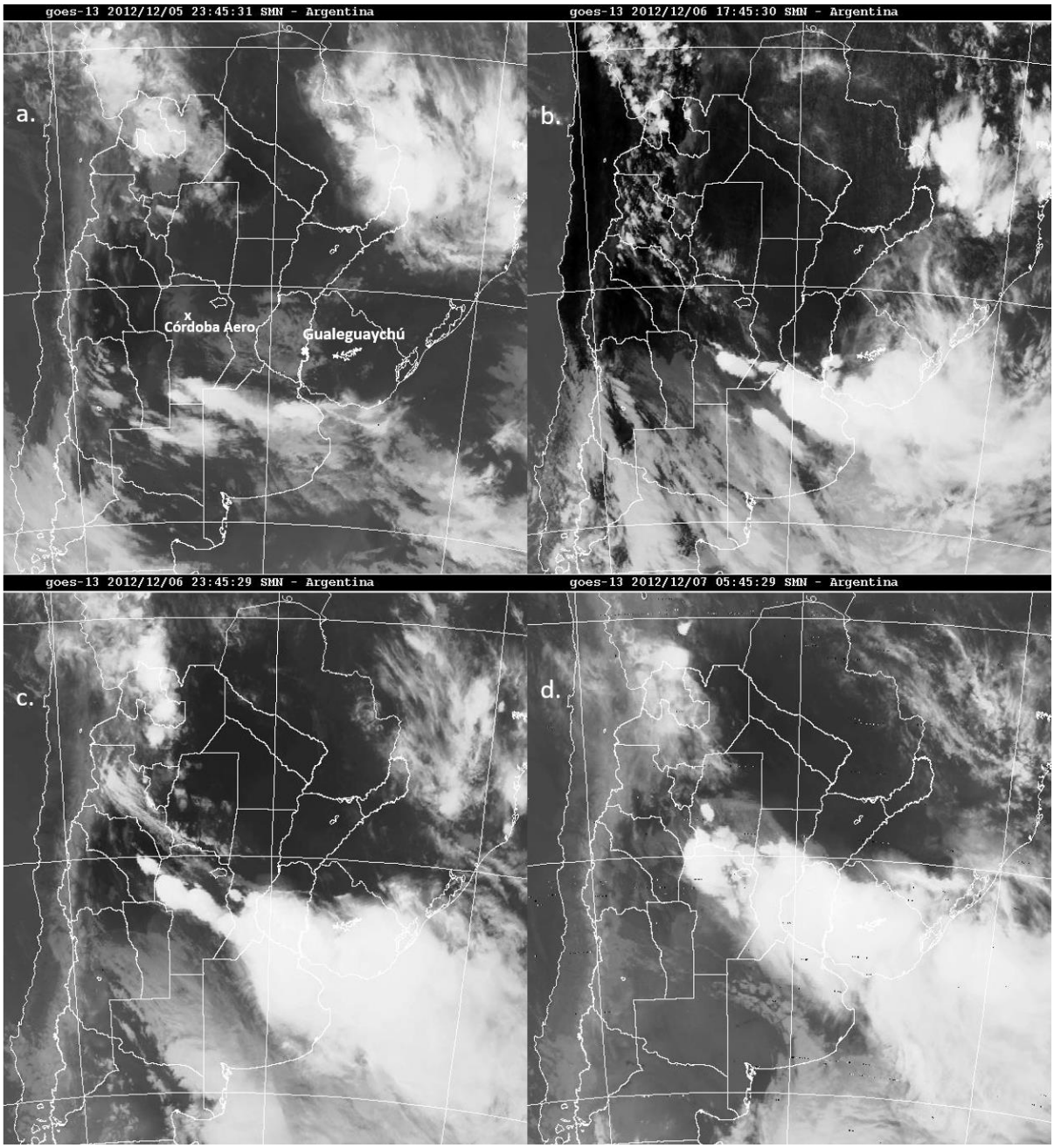


Figura 3.89. Imágenes infrarrojas del GOES-13 provistas por el Servicio Meteorológico Nacional correspondientes al (a) 5 de Diciembre 23:45 UTC; (b) 6 de Diciembre 17:45 UTC; (c) 6 de Diciembre 23:45 UTC; (d) 7 de Diciembre 05:45 UTC. Se encuentran marcadas la estación Córdoba Aero y la ciudad de Gualeguaychú.

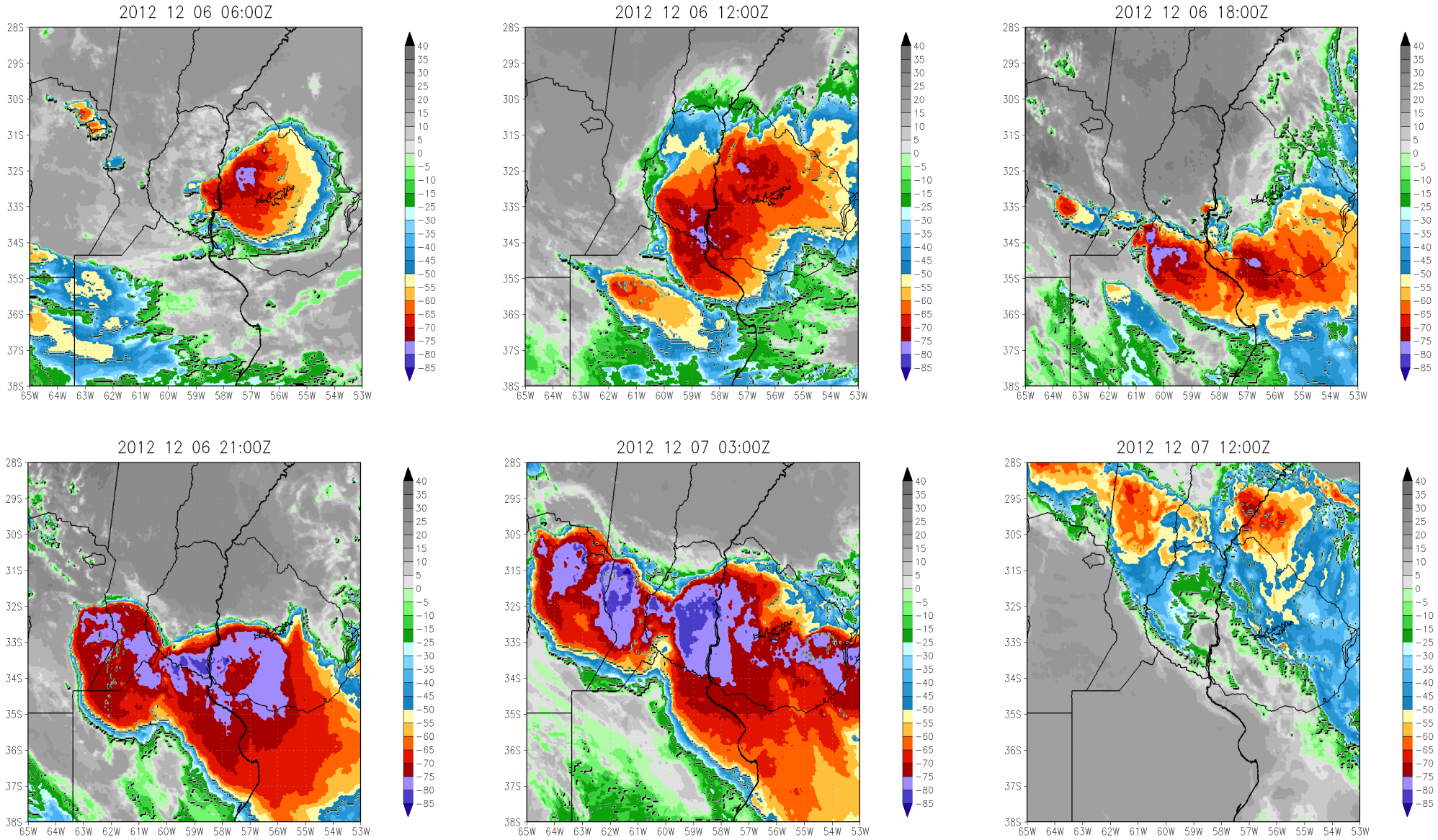


Figura 3.90. Temperatura de topes nubosos [ºC] obtenidos a partir de imágenes del GOES-13, correspondientes a las 06, 12, 18 y 21 UTC del 6 de Diciembre; y a las 03 y 12 UTC del 7 de Diciembre de 2012.

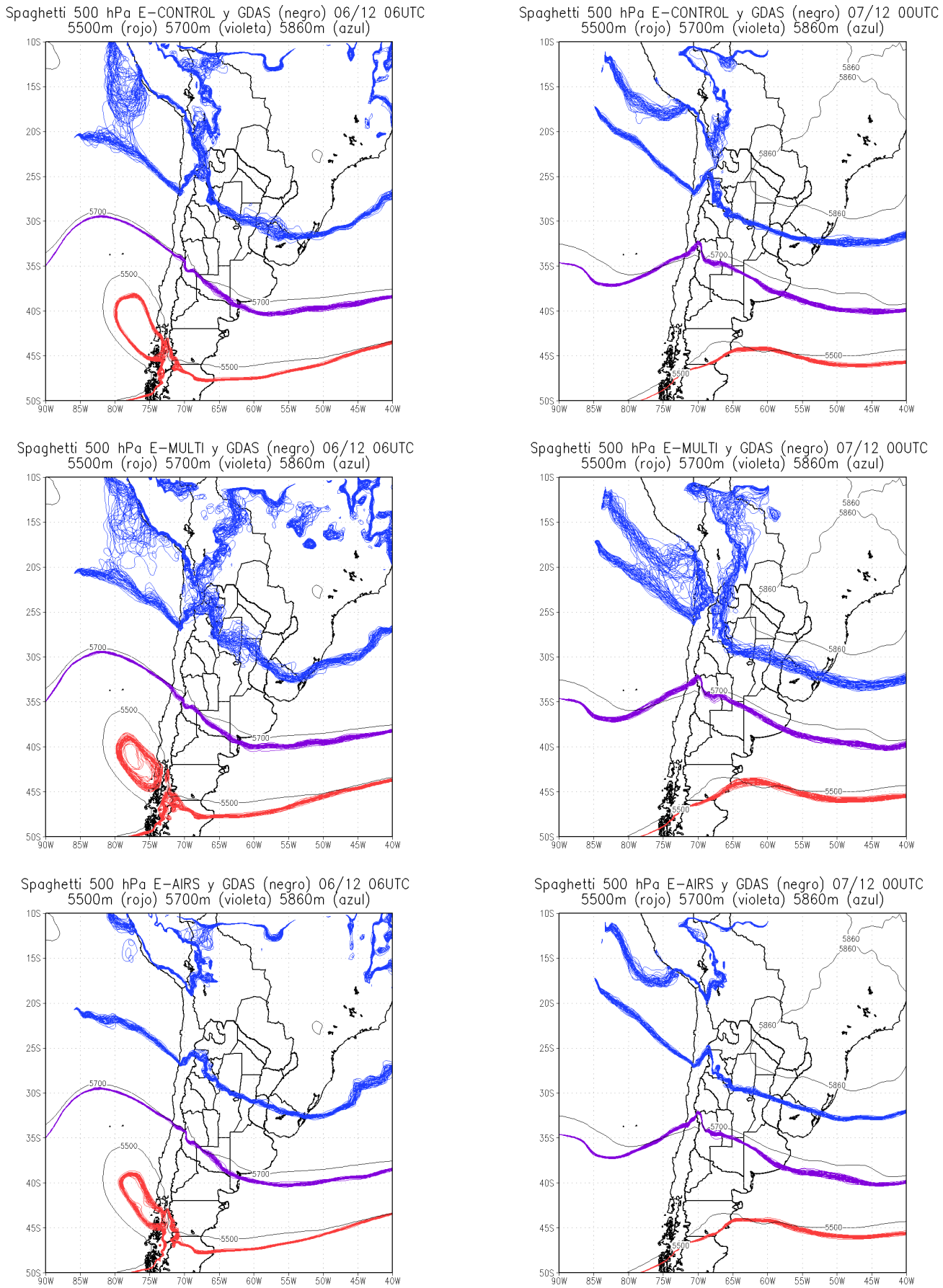


Figura 3.91. Diagramas de Spaghetti de la altura geopotencial de 500 hPa de 5500 m (rojo), 5700 m (violeta) y 5860 m (azul), utilizando los 40 miembros de ensamble de cada experimento (E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB). En cada panel se incluyen las isolíneas de las mismas alturas según el GDAS (negro). Los paneles de la izquierda corresponden a las 06 UTC del 6 de Diciembre (pronóstico a 6 horas); los paneles de la derecha corresponden a las 00 UTC del 7 de Diciembre (pronóstico a 24 horas).

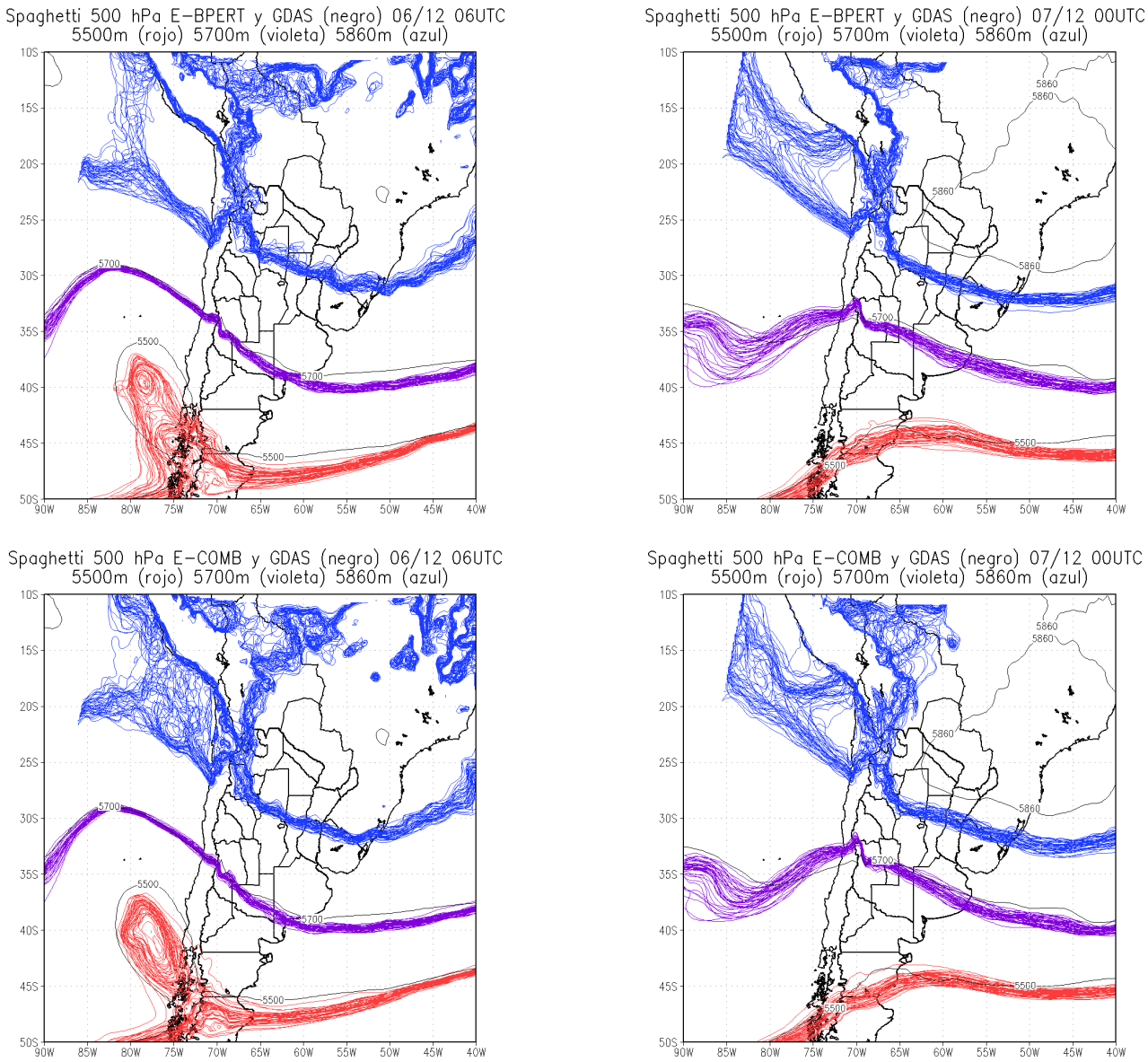


Figura 3.91. (Continuación). Diagramas de Spaghetti de la altura geopotencial de 500 hPa de 5500 m (rojo), 5700 m (violeta) y 5860 m (azul), utilizando los 40 miembros de ensamble de cada experimento (E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB). En cada panel se incluyen las isolíneas de las mismas alturas según el GDAS (negro). Los paneles de la izquierda corresponden a las 06 UTC del 6 de Diciembre (pronóstico a 6 horas); los paneles de la derecha corresponden a las 00 UTC del 7 de Diciembre (pronóstico a 24 horas).

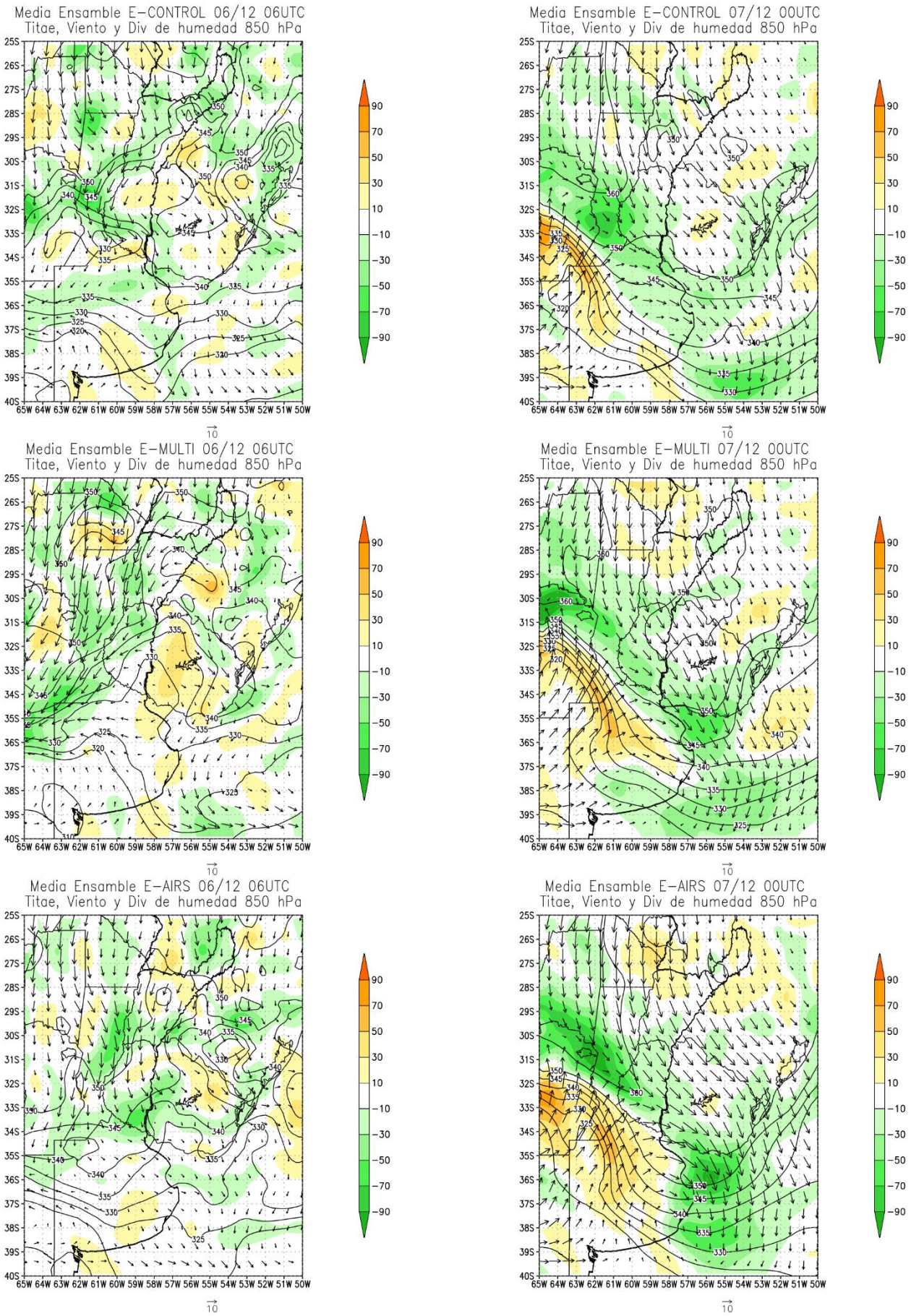


Figura 3.92. Temperatura potencial equivalente [K] (contornos), divergencia de humedad [g kg^{-1} día^{-1}] (sombreado) y viento [ms^{-1}] (vectores) en 850 hPa, de la media de los miembros de ensamble de cada experimento (E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB). Los paneles de la izquierda corresponden a las 06 UTC del 6 Dic (pronóstico a 6 horas); los paneles de la derecha corresponden a las 00 UTC del 7 Dic (pronóstico a 24 horas).

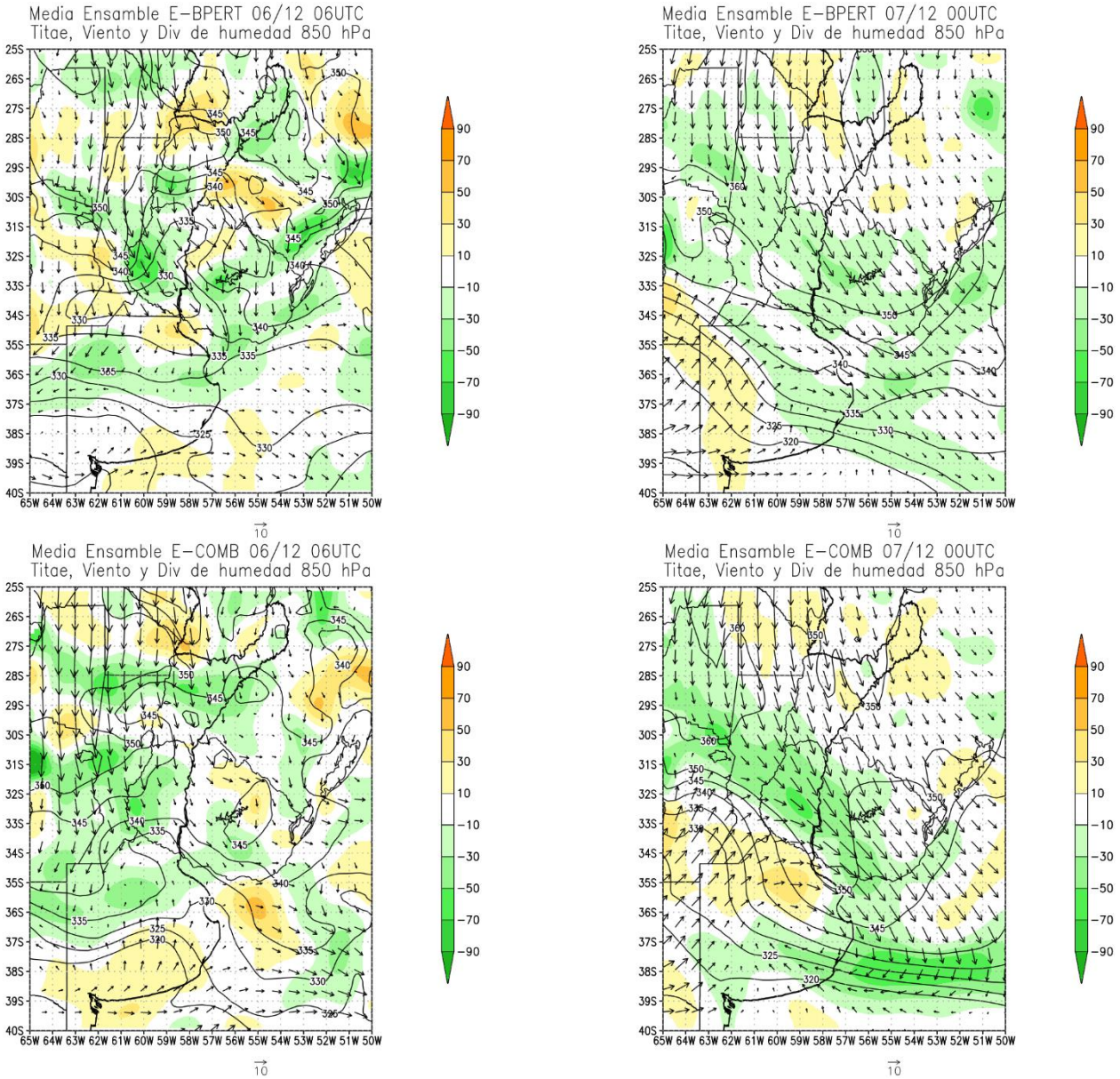


Figura 3.92. (Continuación) Temperatura potencial equivalente [K] (contornos), divergencia de humedad [g kg^{-1} día^{-1}] (sombreado) y viento [ms^{-1}] (vectores) en 850 hPa, de la media de los miembros de ensamble de cada experimento (E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB). Los paneles de la izquierda corresponden a las 06 UTC del 6 de Diciembre (pronóstico a 6 horas); los paneles de la derecha corresponden a las 00 UTC del 7 de Diciembre (pronóstico a 24 horas).

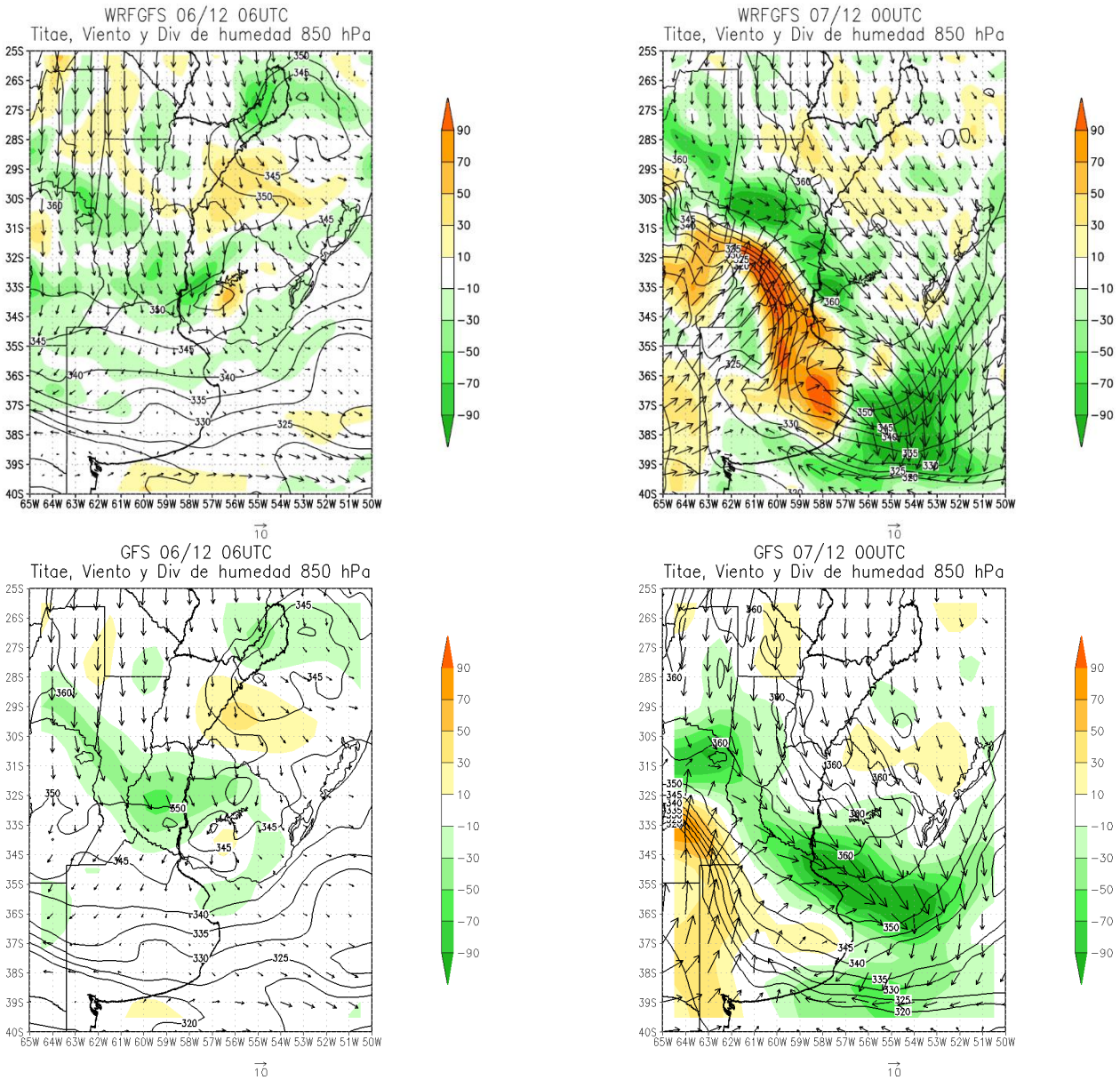


Figura 3.93. Temperatura potencial equivalente [K] (contornos), divergencia de humedad [g kg^{-1} día^{-1}] (sombreado) y viento [ms^{-1}] (vectores) en 850 hPa, del WRF-GFS y GFS. Los paneles de la izquierda corresponden a las 06 UTC del 6 de Diciembre (pronóstico a 6 horas); los paneles de la derecha corresponden a las 00 UTC del 7 de Diciembre (pronóstico a 24 horas).

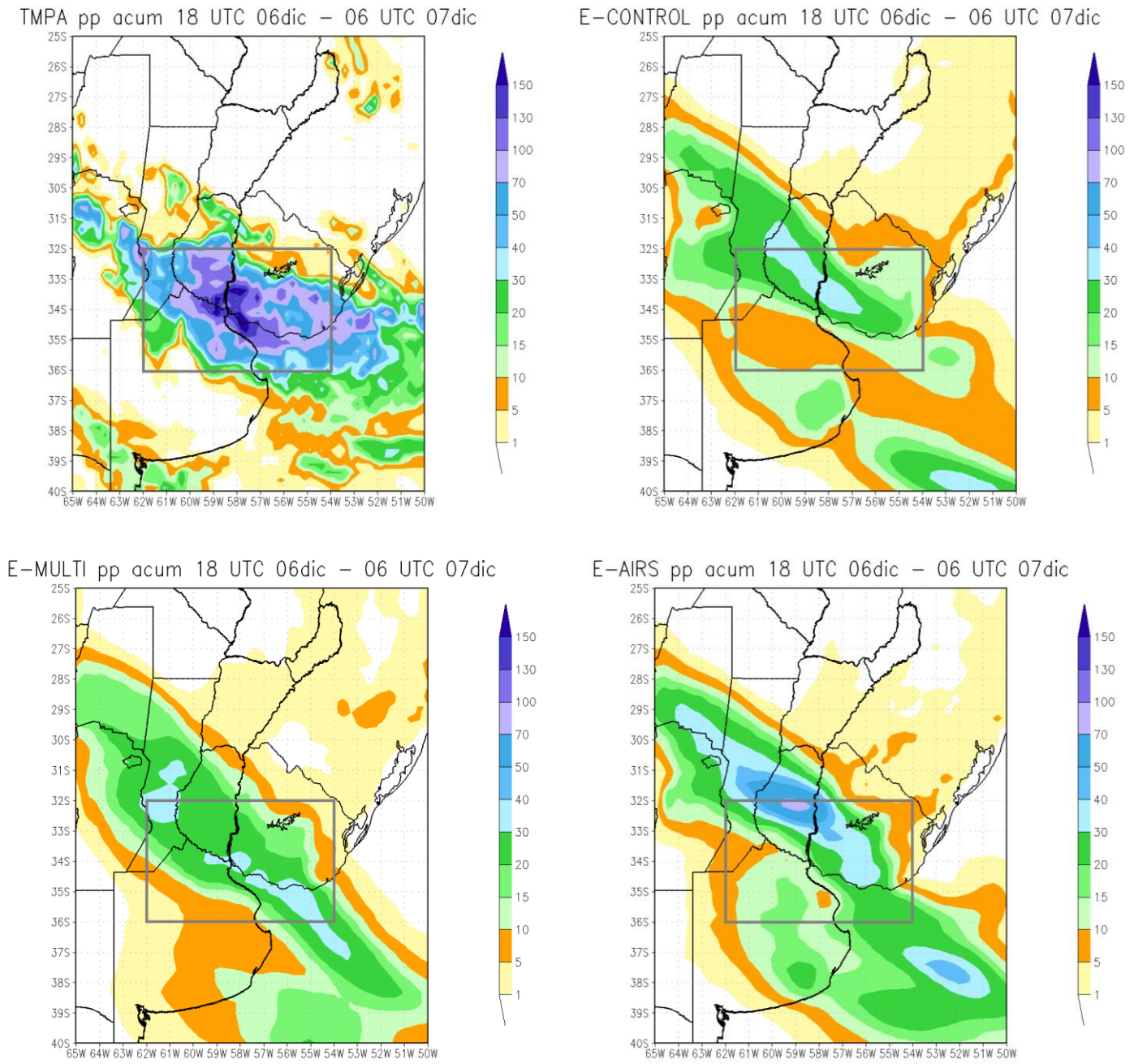


Figura 3.94. Precipitación acumulada en 12 horas [mm] entre las 18 UTC del 6 de Diciembre y las 06 UTC del 7 de Diciembre, según: la estimación TMPA; la media de los miembros de ensamble de cada experimento (E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB); el WRF-GFS; el GFS. El rectángulo gris corresponde al dominio D-12h.

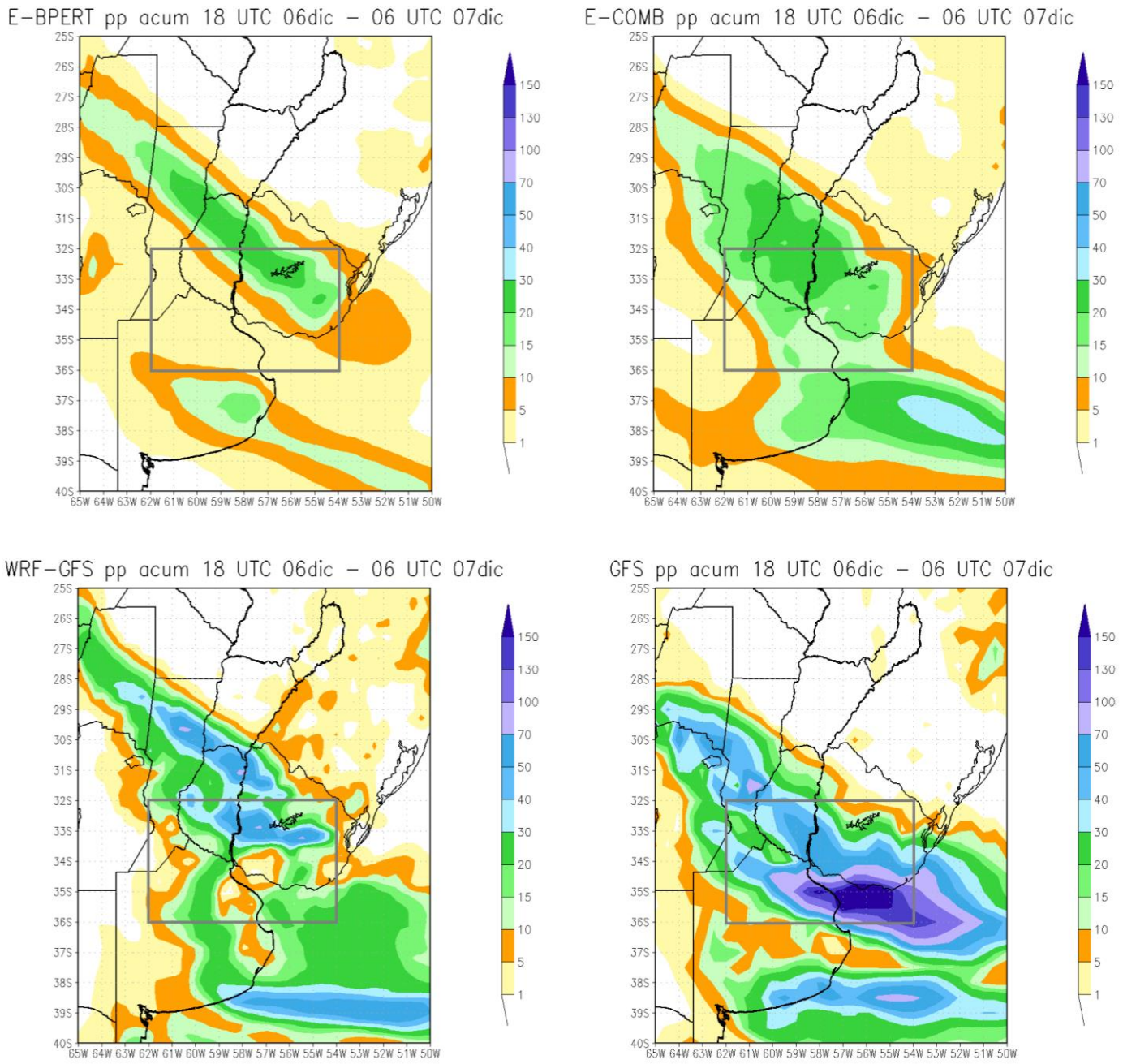


Figura 3.94. (Continuación) Precipitación acumulada en 12 horas [mm] entre las 18 UTC del 6 de Diciembre y las 06 UTC del 7 de Diciembre, según: la estimación TMPA; la media de los miembros de ensamble de cada experimento (E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB); el WRF-GFS; el GFS. El rectángulo gris corresponde al dominio D-12h.

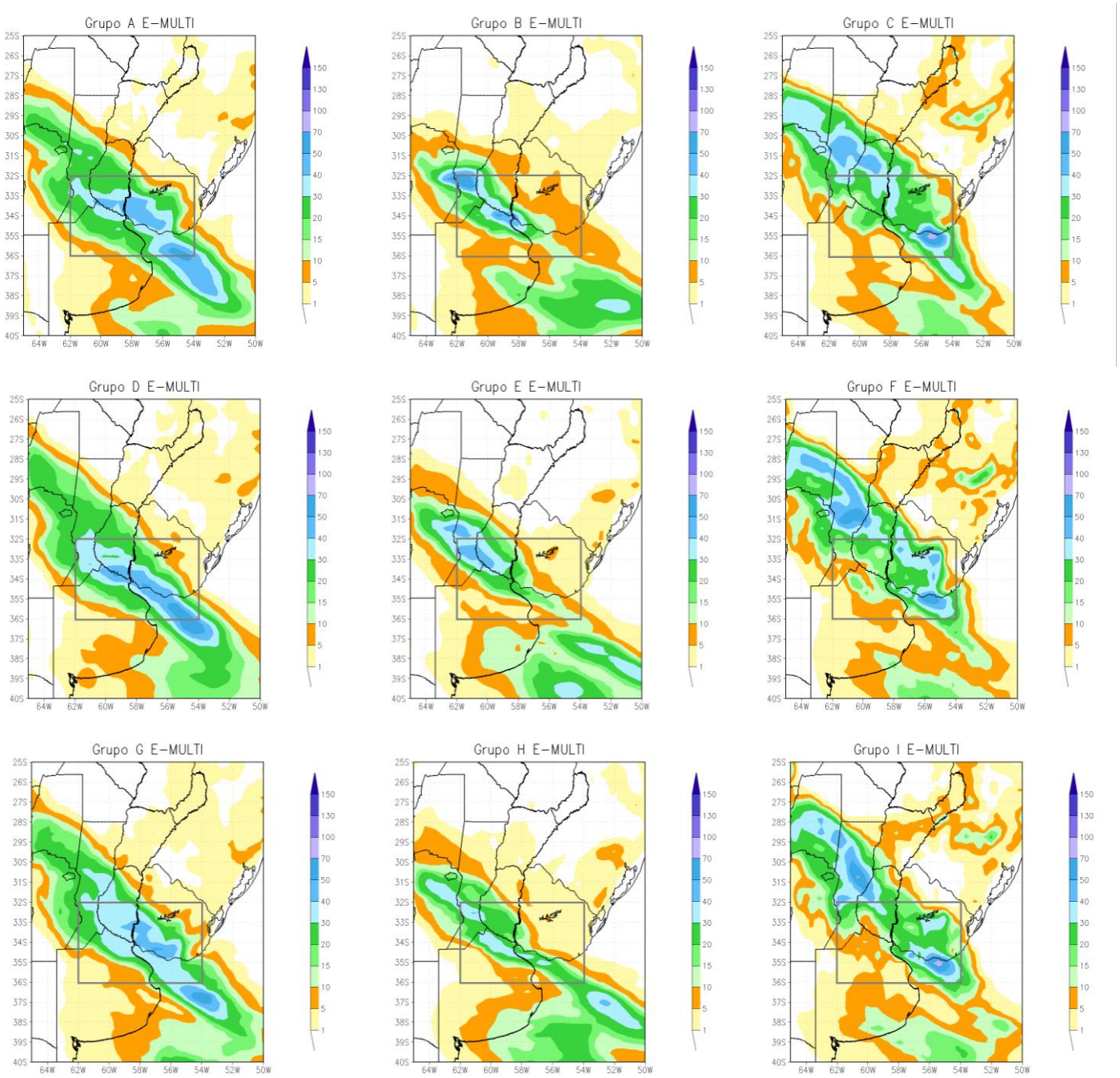


Figura 3.95. Precipitación acumulada en 12 horas [mm] entre las 18 UTC del 6 de Diciembre y las 06 UTC del 7 de Diciembre, según la media de los miembros pertenecientes a cada grupo de parametrizaciones (Tabla 2.2) de E-MULTI. El rectángulo gris corresponde al dominio D-12h.

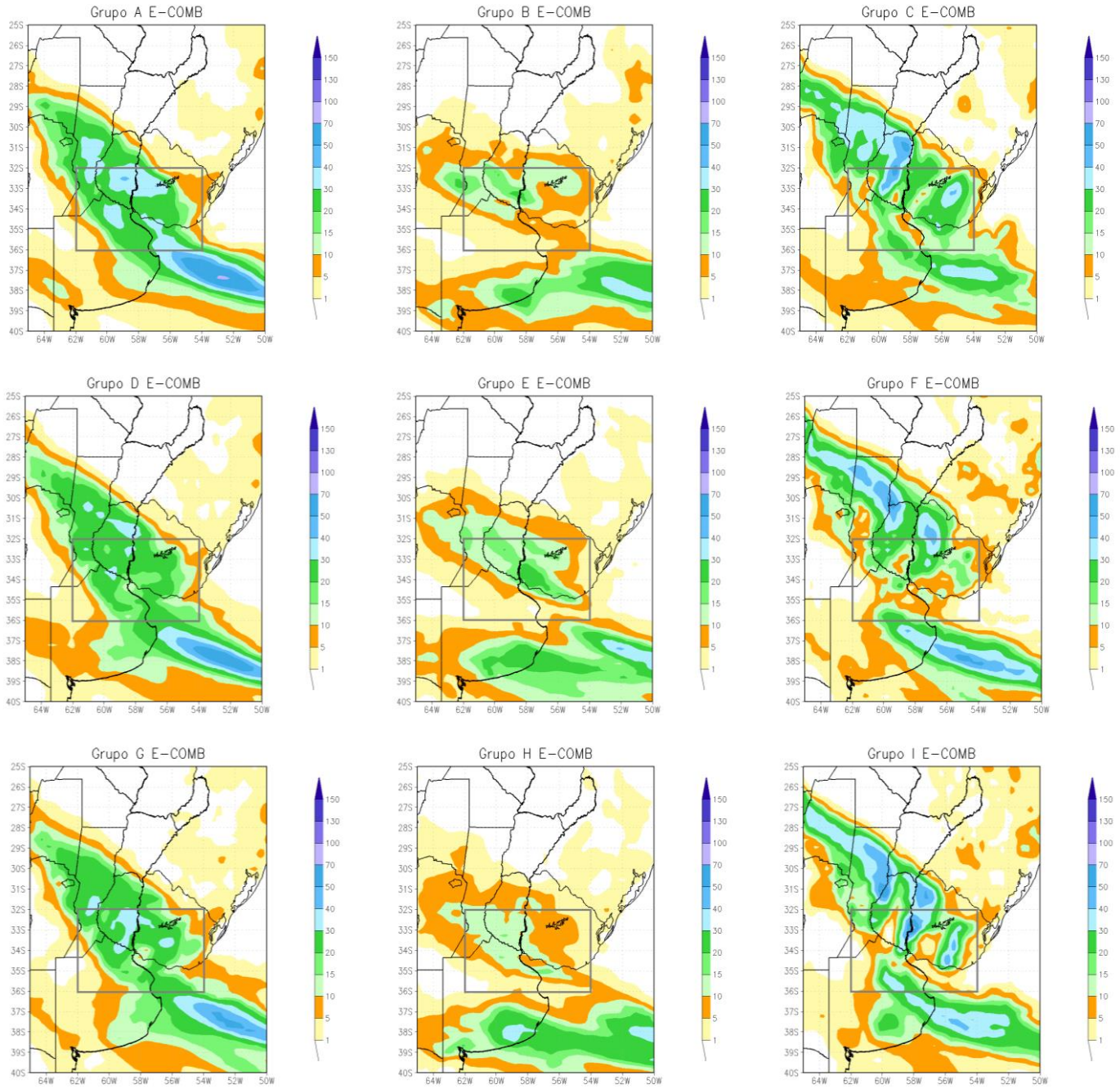


Figura 3.96. Precipitación acumulada en 12 horas [mm] entre las 18 UTC del 6 de Diciembre y las 06 UTC del 7 de Diciembre, según la media de los miembros pertenecientes a cada grupo de parametrizaciones (Tabla 2.2) de E-COMB. El rectángulo gris corresponde al dominio D-12h.

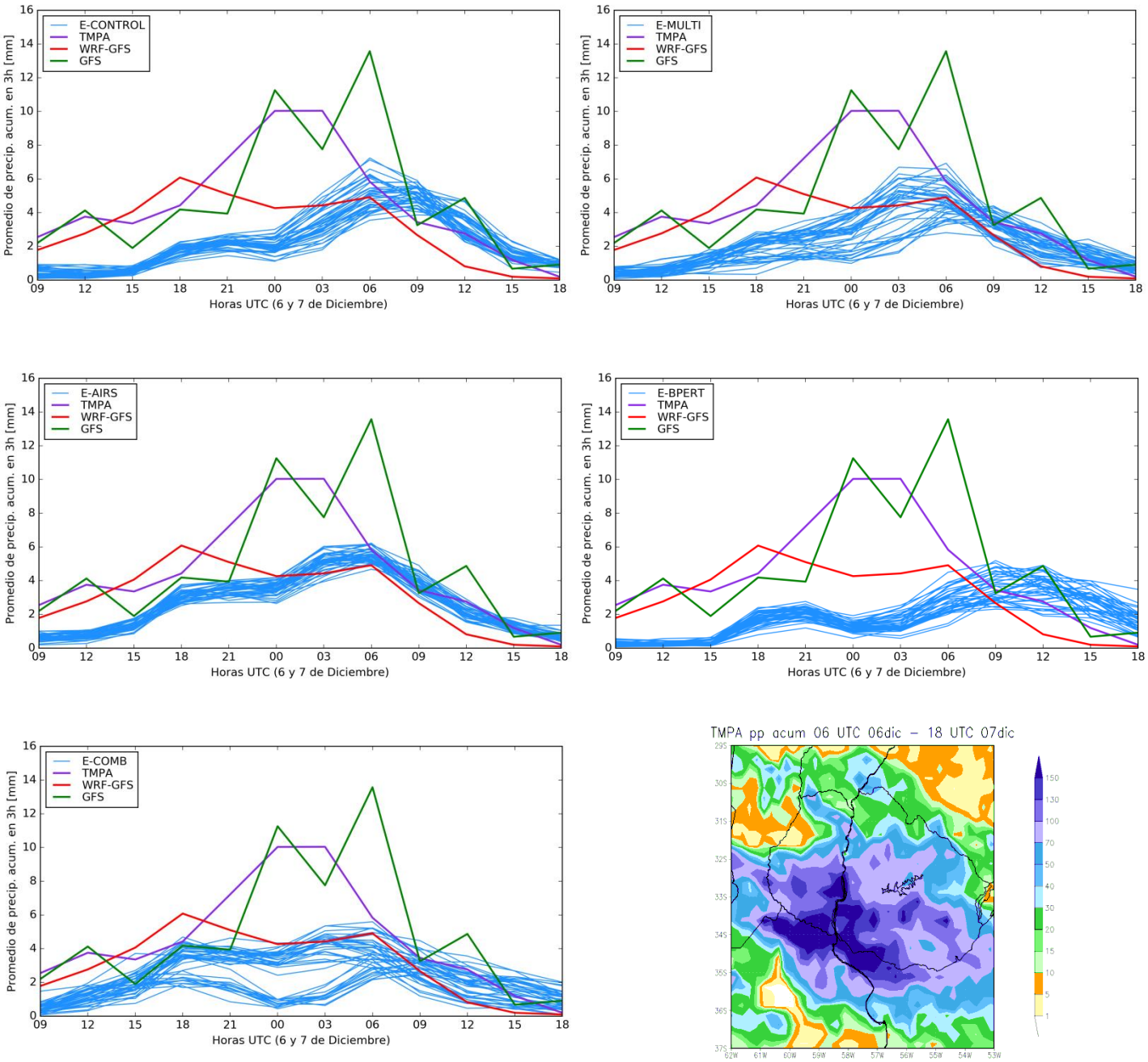


Figura 3.97. Precipitación acumulada en 3 horas promediada espacialmente [mm] en el dominio D-36h, para los 40 miembros de los 5 experimentos (E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB), incluyendo el TMPA y WRF-GFS; y campo de precipitación acumulada según TMPA entre las 06 UTC del 6 Diciembre y las 18 UTC del 7 Diciembre en el dominio D-36h.

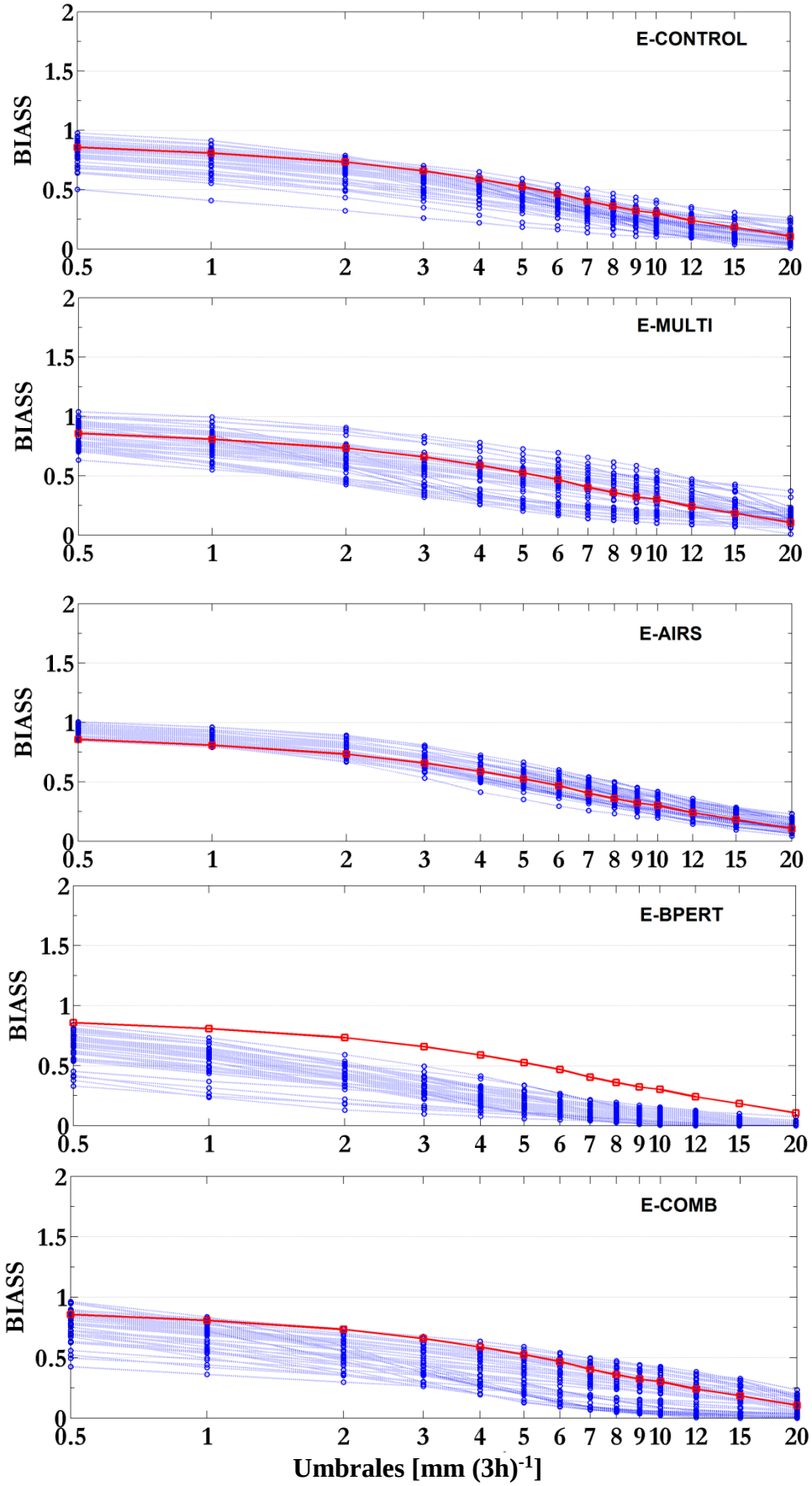


Figura 3.98. BIASS calculado para el período de 12-h entre las 18 UTC del 6 de Diciembre y las 06 UTC del 7 de Diciembre, utilizando el dominio D-12h, para los pronósticos de precipitación de los 40 miembros del ensamble de los 5 experimentos (E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB) usando la estimación de TMPA como la verdad (azul). En todos los paneles también se incluye el BIASS calculado para el WRF-GFS (rojo).

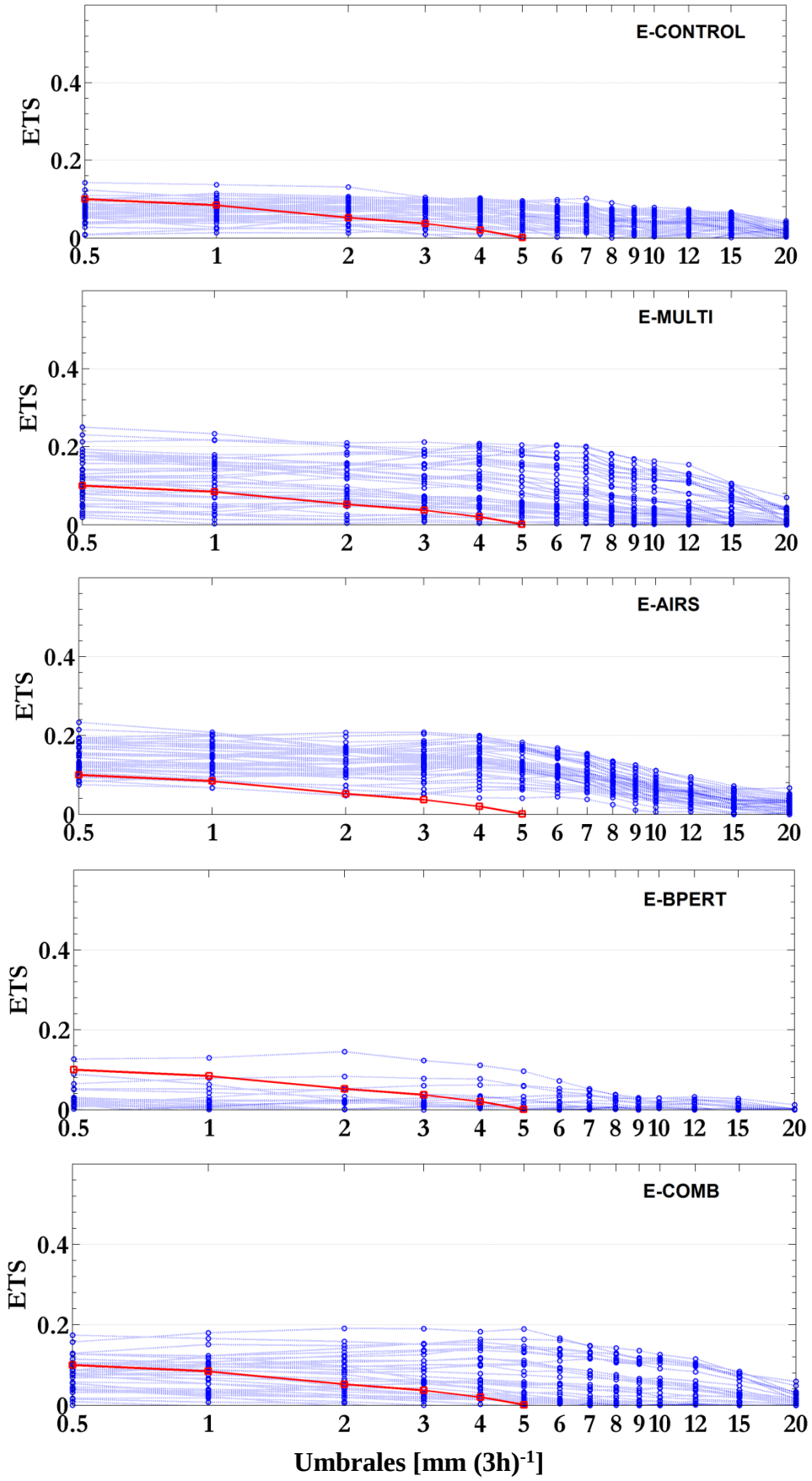


Figura 3.99. ETS calculado para el período de 12-h entre las 18 UTC del 6 de Diciembre y las 06 UTC del 7 de Diciembre, utilizando el dominio D-12h, para los pronósticos de precipitación de los 40 miembros del ensamble de los 5 experimentos (E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB) usando la estimación de TMPA como la verdad (azul). En todos los paneles también se incluye el ETS calculado para el WRF-GFS (rojo).

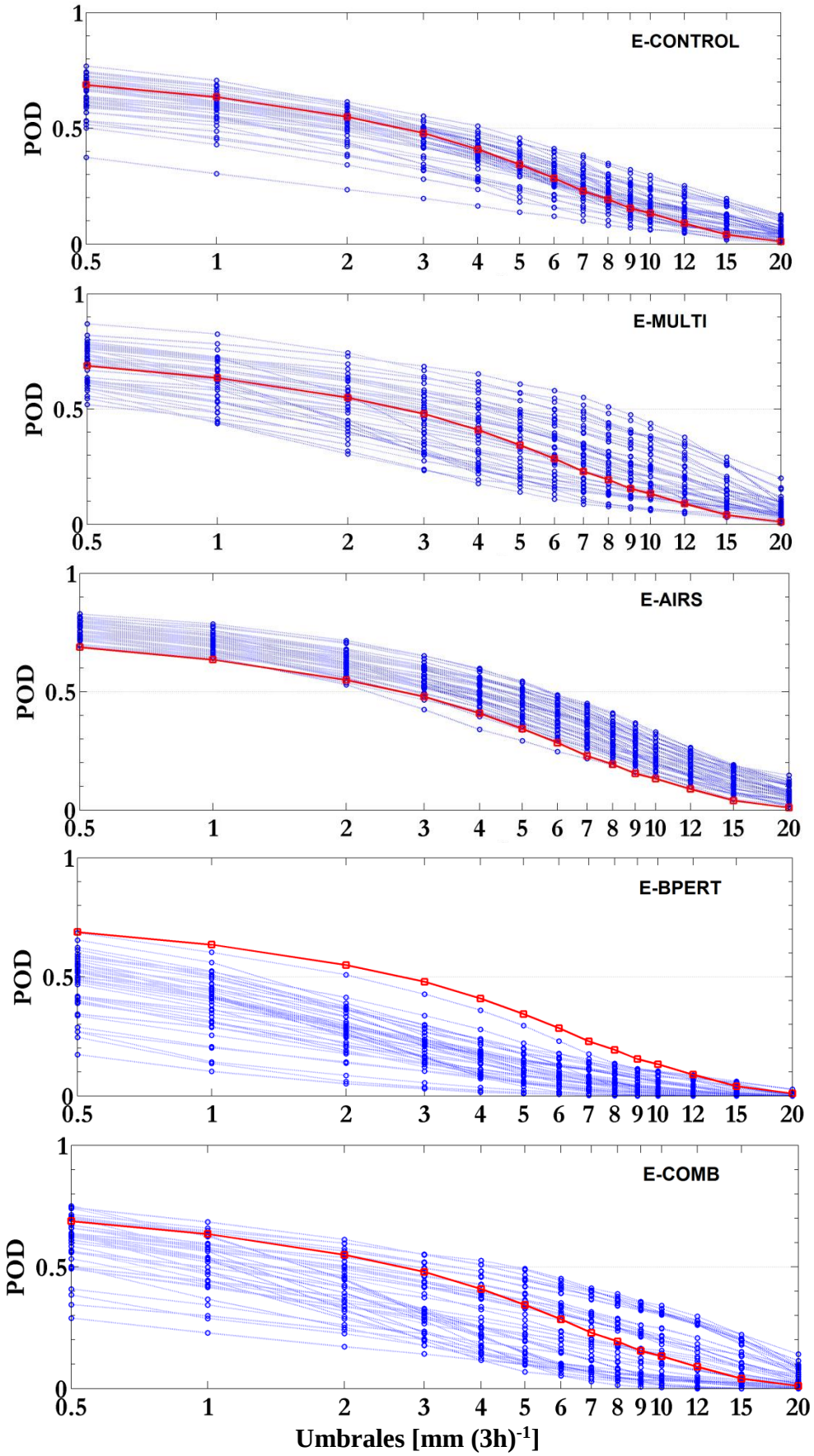


Figura 3.100. POD calculado para el período de 12-h entre las 18 UTC del 6 de Diciembre y las 06 UTC del 7 de Diciembre, utilizando el dominio D-12h, para los pronósticos de precipitación de los 40 miembros del ensamble de los 5 experimentos (E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB) usando la estimación de TMPA como la verdad (azul). En todos los paneles también se incluye el POD calculado para el WRF-GFS (rojo).

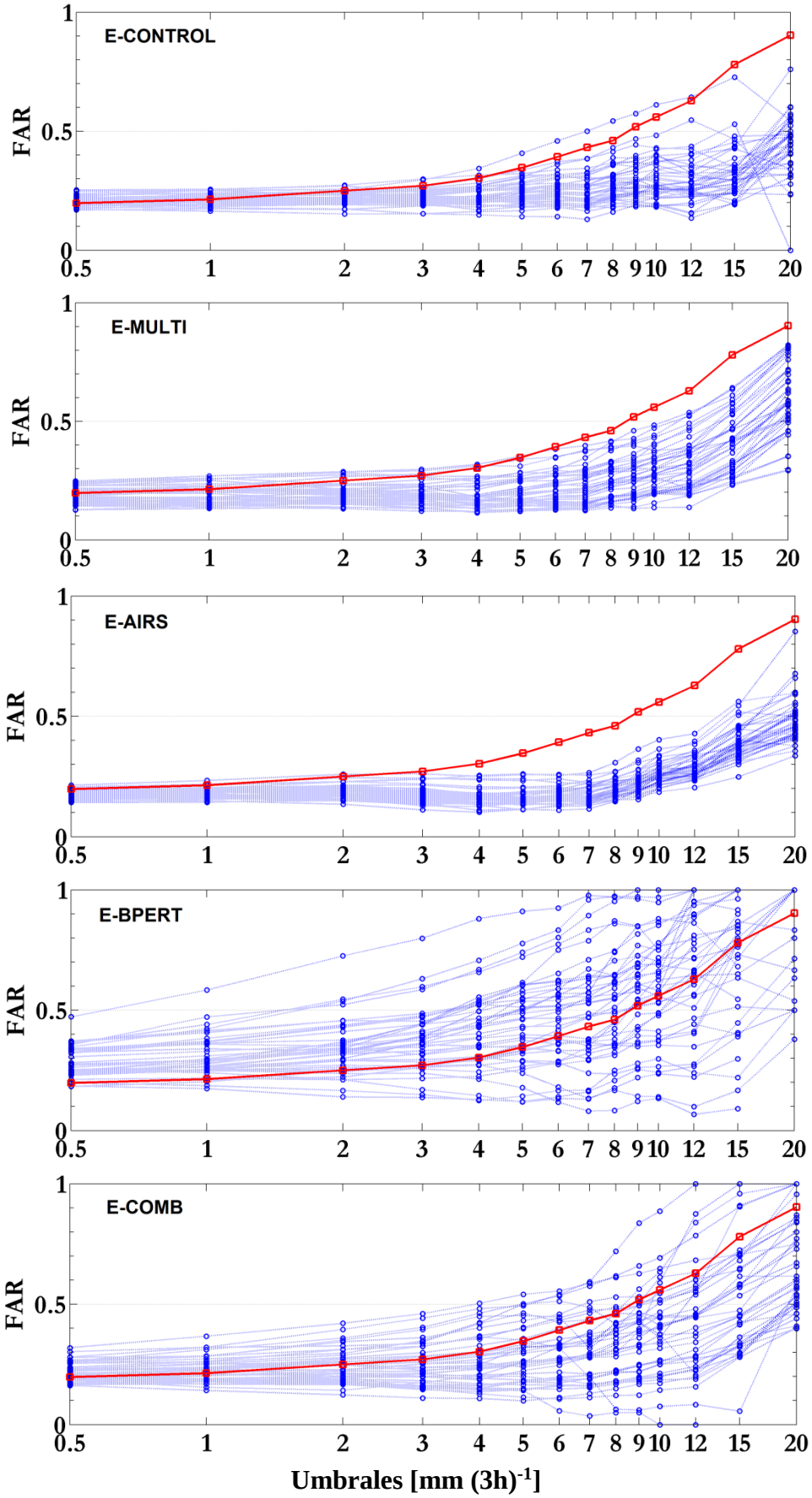


Figura 3.101. FAR calculado para el período de 12-h entre las 18 UTC del 6 de Diciembre y las 06 UTC del 7 de Diciembre, utilizando el dominio D-12h, para los pronósticos de precipitación de los 40 miembros del ensamble de los 5 experimentos (E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB) usando la estimación de TMPA como la verdad (azul). En todos los paneles también se incluye el FAR calculado para el WRF-GFS (rojo).

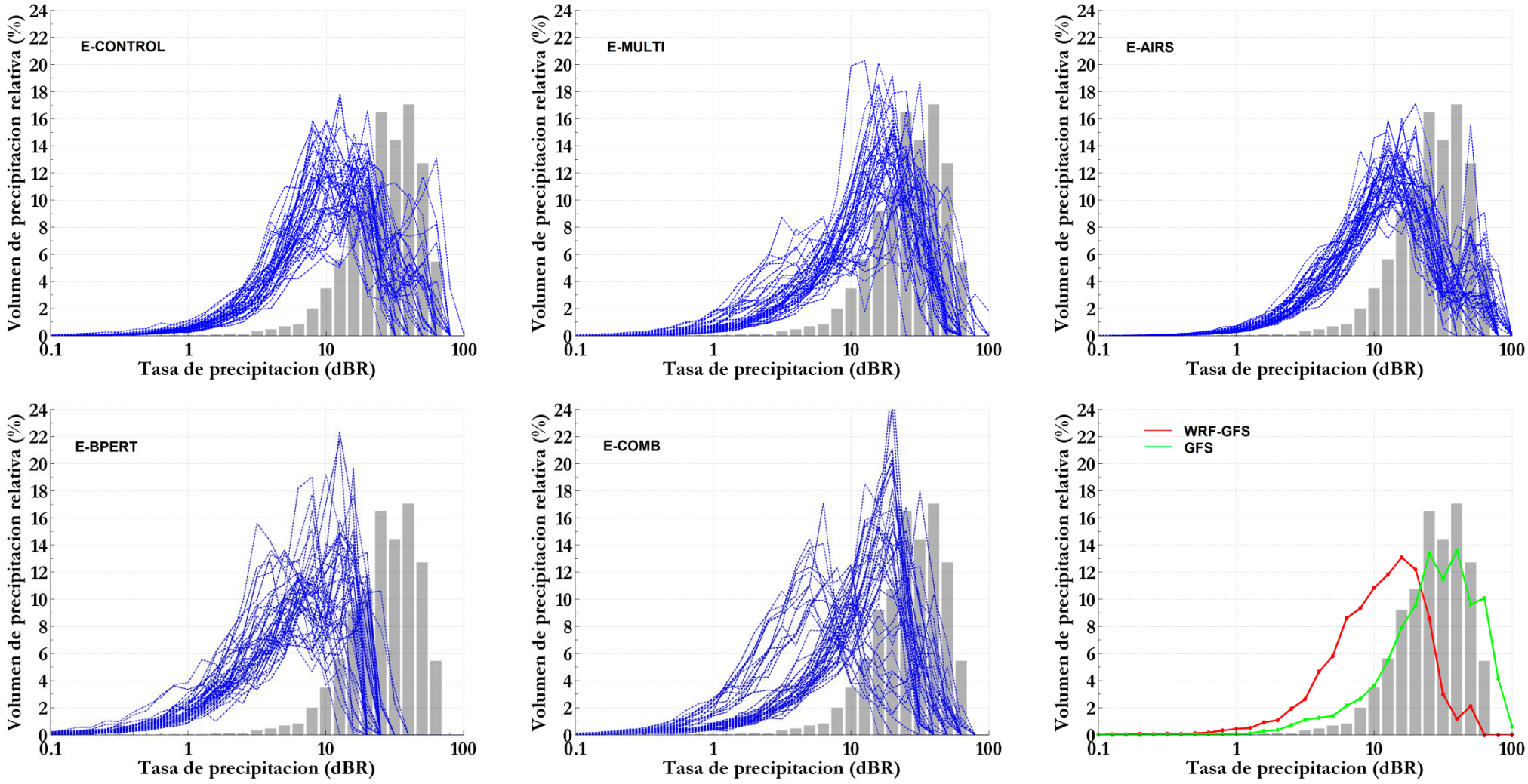
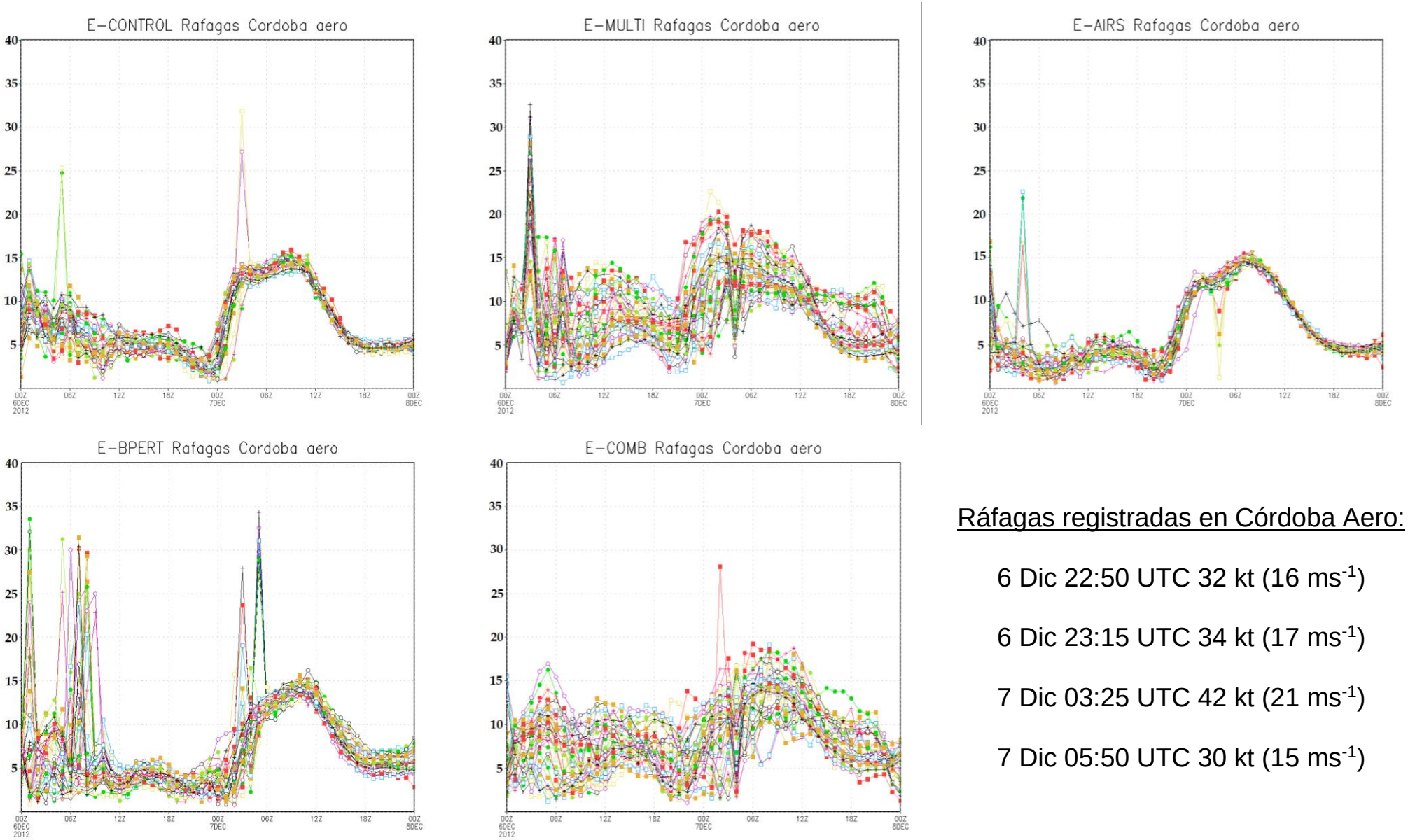


Figura 3.102. PDF de tasas de precipitación cada 3 horas calculadas para el período de 12-h entre las 18 UTC del 6 de Diciembre y las 06 UTC del 7 de Diciembre, utilizando el dominio D-12h, para los pronósticos de precipitación de los 40 miembros del ensamble de: E-CONTROL; E-MULTI; E-AIRS; E-BPERT; E-COMB; y para los pronósticos de precipitación de WRF-GFS (rojo) y GFS (verde). En todos los paneles las barras grises representan la PDF calculada para la estimación TMPA. Cada intervalo está definido como $dBR = 10\log\{\frac{R}{1mm(3h)^{-1}}\}$ (ver el texto para una explicación más amplia).



Ráfagas registradas en Córdoba Aero:

6 Dic 22:50 UTC 32 kt (16 ms^{-1})

6 Dic 23:15 UTC 34 kt (17 ms^{-1})

7 Dic 03:25 UTC 42 kt (21 ms^{-1})

7 Dic 05:50 UTC 30 kt (15 ms^{-1})

Figura 3.103. Evolución temporal de las ráfagas [ms^{-1}] según la variable *gustsfc* del Unipost (ver el texto para más detalles), para los 40 miembros de ensamble de los 5 experimentos (E-CONTROL, E-MULTI, E-AIRS, E-BPERT, E-COMB), para la estación Córdoba Aero (-31.19°S y -64.13°W). Cada línea de color representa un miembro de ensamble distinto. Se incluyen también las ráfagas registradas por el observador.