

**SENSIBILIDAD DE LAS
PARAMETRIZACIONES DEL MODELO WRF
SOBRE LA COSTA CENTRAL**
[SUBTÍTULO DEL INFORME]

1. INTRODUCCION

El modelo WRF se viene empleando desde 2009 en forma experimental pero con una sola configuración de los parámetros físicos existentes en el modelo, debido principalmente a la falta de equipo de cómputo adecuado. Ahora, gracias a la adquisición de equipo de cómputo nuevo, se propuso encontrar una configuración de los parámetros físicos que otorgue mayor representatividad de las variables meteorológicas que pronostica el modelo principalmente el de la precipitación.

Como una primera evaluación, se evaluó el modelo WRF con la configuración que viene por defecto. La resolución del modelo fue a 5km con un dominio que cubre principalmente la costa central, sierra central y parte de la selva central (ver figura 1). Se evaluó las variables de temperatura mínima (°C), máxima (°C) y precipitación (mm) para el primer, segundo y tercer día de pronóstico correspondiente a las 24, 48 y 72 horas del día de análisis respectivamente. La precipitación se evaluó solo a partir del segundo día de pronóstico con el fin de evitar el spin-up (periodo de tiempo que el modelo emplea para estabilizarse o equilibrarse con la atmosfera (Skamarock, 2004)). El modelo fue evaluado punto a punto comparando las variables pronosticadas con las observadas a través de los estadísticos de correlación (CORR), raíz cuadrática del error medio (RSME), el sesgo o BIAS y la desviación estándar (STD).

Posteriormente, se evaluó el modelo WRF en 8 diferentes configuraciones, variando entre ellas la parametrización de la convección, microfísica, capa limite, capa superficial y superficie de suelo para un periodo corto de tiempo. La resolución del modelo, el dominio de evaluación, las variables y los estadísticos evaluados fueron los mismos para esta segunda evaluación.

2. OBJETIVOS

- Encontrar distintas configuraciones de las parametrizaciones físicas del modelo que mejore el desempeño del modelo evaluado a través de los estadísticos del RMSE, CORR, BIAS y STD en las variables de temperatura y precipitación.
- Encontrar el desempeño actual del modelo con la configuración por defecto.

3. FUNDAMENTO TEORICO

MODELO ATMOSFERICO REGIONAL DE ALTA RESOLUCION-WRF

El modelo WRF (Weather Research and Forecasting) es un modelo ampliamente usado debido a su gran versatilidad. El código está completamente paralelizado lo que permite simulaciones de alta resolución de una manera eficiente en computadores de procesadores múltiples y memoria distribuida (cluster). La componente meteorológica de WRF se basa en un núcleo dinámico numéricamente avanzado y computacionalmente eficiente, apropiado para la simulación de fenómenos característicos de unos metros hasta miles de kilómetros. El modelo numérico es inicializado y forzado por los bordes usando datos meteorológicos (UNTEC, 2012).

Los modelos atmosféricos regionales en general no logran reproducir o representar los fenómenos atmosféricos importantes (para la estructura y evolución de la atmosfera como la convección, microfísica, turbulencia, etc.) con escala superior o igual al tamaño de grilla del modelo y por tal es necesario el uso de fórmulas deducidas teóricamente y obtenidas empíricamente en función de una serie de parámetros (esquemas de parametrizaciones físicas).

Las parametrizaciones, por definición, son una aproximación de los distintos fenómenos físicos (meteorológicos) que ocurren en una escala más pequeñas que el paso de integración del modelo, en la que por su complejidad o desconocimiento de su física, se realiza una simplificación de esos procesos atmosféricos, para obtener representaciones lo más realista posibles de los mismos (Castro et al., 1991).

El modelo provee una gama de opciones para las parametrizaciones físicas que representan procesos importantes como por ejemplo las interacciones suelo – atmósfera, radiación solar, física de nubes y precipitación. Estas constan de algoritmos que calculan el efecto del fenómeno no resuelto en función de las variables que el modelo si es capaz de resolver.

Los procesos más importantes parametrizados en la física del modelo (Skamarock, 2008) son los siguientes:

1. Microfísica
2. Radiación de onda corta
3. Radiación de onda larga
4. Otras opciones de radiación
5. Fracción de nube
6. Capa superficial
7. Superficie de suelo

8. Superficie urbana
9. Física de lago
10. Capa limite planetaria
11. Parametrización de la convección
12. Convección somera
13. Otras opciones físicas (Para huracanes y tormentas tropicales)
14. Opciones de sensibilidad física (Alteran los valores de microfísica, radiación, capa superficial, etc).
15. Opciones de difusión, advección, hidrostática y coriolis

4. DATOS Y AREA DE ESTUDIO

4.1. DATOS

Para la primera evaluación de la configuración por defecto del modelo WRF los datos observados se obtuvieron de 80 estaciones meteorológicas convencionales del Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología SENAMHI distribuidas en todo el dominio de evaluación en un periodo de 9 meses de noviembre del 2013 a julio del 2014, mientras que para la segunda evaluación se emplearon solo 16 estaciones meteorológicas convencionales en los meses de enero y febrero del 2015 debido a la disponibilidad de los datos en la fecha de evaluación.

ESTACION	LAT	LON	ALTURA_EST	ALTURA_MOD	DIFERENCIA
ACOBAMBA	-12.9	-74.6	3356.0	3293.3	62.7
ACOSTAMBO	-12.4	-75.1	3675.0	3922.9	247.9
AIJA	-9.8	-77.6	3440.0	3949.6	509.6
ALCANTARILLA	-11.1	-77.6	120.0	237.0	117.0
ANDAHUAYLAS	-13.7	-73.4	2933.0	3237.9	304.9
ANTAANCACHU	-13.7	-73.4	3340.0	3237.9	102.1
ANTIOQUIA	-12.1	-76.5	1839.0	2515.4	676.4
CAJATAMBO	-10.5	-77.0	3405.0	3783.5	378.5
CANCHAN	-9.9	-76.3	2550.0	2890.4	340.4
CANTA	-11.5	-76.6	2974.0	3505.8	531.8
CARANIA	-12.3	-75.9	3875.0	3976.5	101.5
CARAVELI	-15.8	-73.4	1779.0	2173.4	394.4
CHAGLLA	-9.8	-75.9	2850.0	2843.0	7.0
CHAMANA	-10.2	-77.6	1221.0	1777.3	556.3
CHILCAYOC	-13.9	-73.7	3441.0	3224.6	216.4
CHIQUIAN	-10.2	-77.2	3382.0	3767.5	385.5
COPARA	-15.0	-74.9	600.0	790.9	190.9

CORACORA	-15.0	-73.8	3172.0	3252.5	80.5
CUSICANCHA	-13.5	-75.3	2657.0	3995.7	1338.7
FONAGRO CH	-13.5	-76.1	60.0	31.8	28.2
HACIENDA BRNL	-13.8	-76.0	294.0	369.1	75.1
HUACHOS	-13.2	-75.5	2598.0	3059.8	461.8
HUAC-HUAS	-14.1	-74.9	3180.0		
HUAMANI	-13.8	-75.6	1060.0	1254.9	194.9
HUANCALPI	-12.5	-75.2	4450.0	4034.4	415.6
HUANCAPI	-13.8	-74.1	3120.0	3492.3	372.3
HUANGASCAR	-12.9	-75.8	2533.0	2945.3	412.3
HUANTA	-12.9	-74.2	2682.0	3317.1	635.1
HUANUCO	-10.0	-76.2	2090.0	2803.4	713.4
HUARAYA MOHO	-12.9	-74.2	3890.0	3317.1	572.9
HUAROCHIRI	-12.1	-76.2	3182.0	3560.8	378.8
HUASAHUASI	-11.3	-75.6	3359.0	2338.2	1020.8
HUAYAN	-11.5	-77.1	350.0	429.1	79.1
HUAYAO	-12.0	-75.3	3360.0	3451.5	91.5
INGENIO	-11.9	-75.3	3422.0	3991.7	569.7
JACAS CHICO	-9.9	-76.5	3673.0	3427.2	245.8
JUNIN	-11.1	-76.0	4120.0	3995.4	124.6
LA ENCANADA	-11.1	-76.0	2950.0	3995.4	1045.4
LA OROYA	-11.6	-76.0	4007.0	3876.5	130.5
LA QUINUA	-13.0	-74.1	3316.0	3758.4	442.4
LIRCAY	-13.0	-74.7	3513.0	4005.6	492.6
LOMAS DE LACHAY	-11.4	-77.4	300.0	349.8	49.8
MALVAS	-9.9	-77.7	3250.0	3213.3	36.7
MARCAPOMACOCCHA	-11.4	-76.3	4479.0	4599.4	120.4
MATUCANA	-11.8	-76.4	2431.0	3496.0	1065.0
OCUCAJE	-14.4	-75.7	313.0	361.3	48.3
OXAPAMPA	-10.6	-75.4	1850.0	2531.8	681.8
OYON	-10.7	-76.8	3676.0	3743.4	67.4
PACARAN	-12.9	-76.1	721.0	1443.7	722.7
PAMPA BLANCA	-14.2	-75.1	1025.0	1634.7	609.7
PAMPA LIBRE	-10.9	-77.0	1960.0	2644.8	684.8
PAMPAS	-12.4	-74.9	3240.0	4059.5	819.5
PAUCARBAMBA	-12.6	-74.5	3370.0	3566.2	196.2
PAUZA	-15.3	-73.4	2652.0	2717.1	65.1
PICHANAKY	-11.0	-74.8	526.0	522.4	3.6
PICOY	-10.9	-76.7	3075.0	2917.0	158.0
PILCHACA	-12.4	-75.1	3650.0	3690.2	40.2
POZUZO	-10.1	-75.6	1000.0	1022.2	22.2
PUNTA ATICO	-16.2	-73.7	20.0	0.0	20.0
PUQUIO	-14.7	-74.1	2977.0	3203.5	226.5

RICRAN	-11.5	-75.5	3687.0	4551.4	864.4
RIO GRANDE	-14.5	-75.2	317.0	428.0	111.0
SALCABAMBA	-12.2	-74.8	3275.0	2891.5	383.5
SAN CAMILO	-14.1	-75.7	398.0	428.8	30.8
SAN RAFAEL	-10.3	-76.2	3060.0	2974.4	85.6
SANTA ANA	-12.0	-75.2	3302.0	3934.4	632.4
SANTIAGO D CHOCO	-13.8	-75.3	2794.0	3355.5	561.5
SATIPO	-11.2	-74.6	588.0		
SJ D CSTRV	-13.2	-75.6	2398.0	2968.3	570.3
SJ D YANAC	-13.2	-75.8	2540.0	3045.6	505.6
SN LAZA D ESC	-12.2	-76.4	3840.0	3969.6	129.6
TAMBO	-13.7	-75.3	3113.0	3600.5	487.5
TARMA	-11.4	-75.7	3200.0	3785.4	585.4
TUNEL CERO	-13.3	-75.1	4475.0	4581.3	106.3
VILCA	-12.1	-75.8	3810.0	4089.0	279.0
VILCASHUAMAN	-13.6	-73.9	3394.0	3771.5	377.5
VIQUES	-12.2	-75.2	3186.0	3393.3	207.3
WAYLLAPAMPA	-13.1	-74.2	2470.0	2694.4	224.4
YANAHUANCA	-10.5	-76.5	3190.0	3504.0	314.0

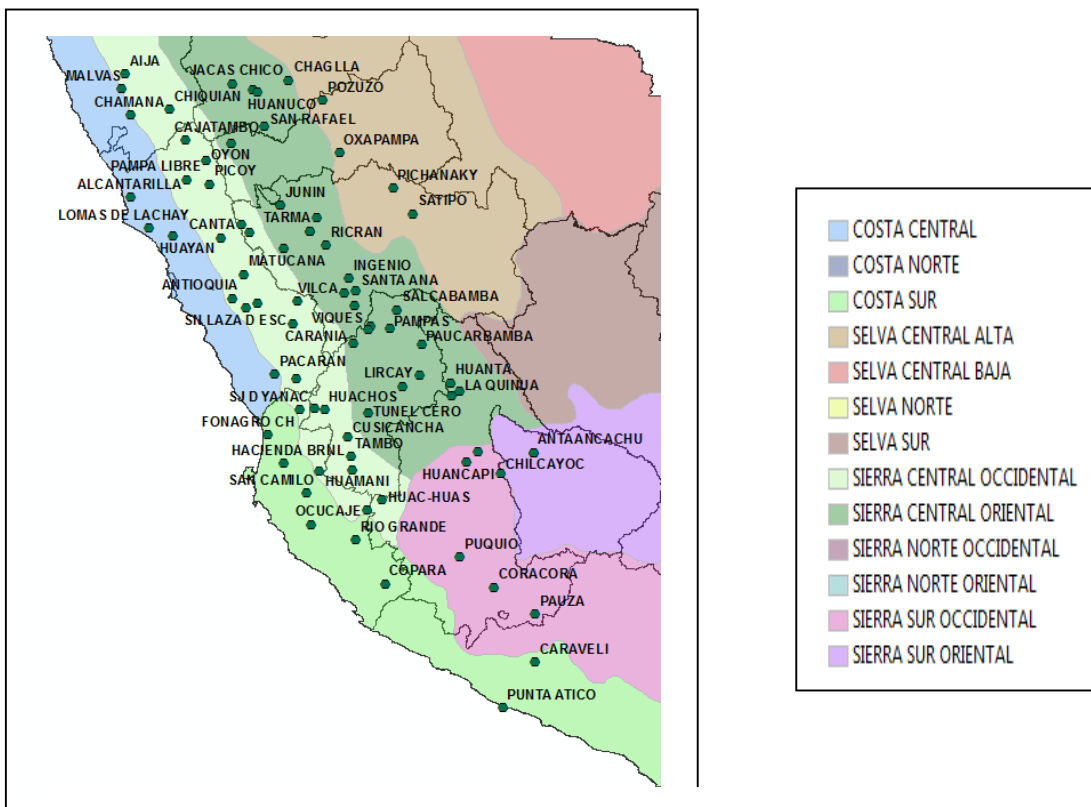


Figura 1. Distribución espacial de las estaciones convencionales en el área de estudio

4.2. CONFIGURACIÓN DEL DOMINIO

	DOMINIO EXTERNO	DOMINIO INTERNO
Paso de malla horizontal	20 km	5 km
Niveles verticales	27	27
Proyección	Mercator	Mercator
Paso de Tiempo	120	120
Condiciones iniciales	00 UTC del GFS 0.5° x 0.5°	00 UTC dominio del WRF-ARW
Condiciones de contorno	GFS 0.5° x 0.5°	Pronósticos del dominio externo WRF
Frecuencia	6 horas	6 horas

Tabla 2. Resumen de la configuración del dominio empleadas en este estudio

5. METODOLOGIA

5.1. ESTADISTICOS EMPLEADOS

Una de las formas de validar un modelo en forma cuantitativa es la comparación de las medidas de campo con las variables simuladas (Galmarini, 2003).

Esta evaluación del modelo WRF se realizó mediante la evaluación de los estadísticos como la correlación, la raíz del error cuadrático medio (RSME), el BIAS o sesgo y la desviación estándar (STD) por comparación entre las series pronosticadas diarias poniendo énfasis en el primer, segundo y tercer día de pronóstico correspondiente a las 24, 48 y 72 horas del día de análisis respectivamente contra series observadas como lo describe Gloria León Aristizábal (2005).

RAÍZ CUADRADA DEL ERROR CUADRÁTICO MEDIO O RMSE

$$RMSE = \left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (P_n - O_n)^2 \right]^{1/2} \dots (1)$$

Donde

P_n : es el pronóstico del modelo WRF

O_n : es el valor observado

n : Tamaño de la muestra

Este estadístico da el error total del modelo debido al cuadrado incluido en la ecuación la cual captura los errores positivos como negativos, por tanto expresa ambos componentes: el error sistemático y el error aleatorio.

BIAS O SESGO

Este estadístico mide la fiabilidad del modelo. Este estadístico pone en evidencia el error sistemático. Si el sesgo es positivo los valores pronosticados tienden a superar los valores observados y si el sesgo es negativo ocurre lo contrario.

$$BIAS = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (P_n - O_n) = \bar{P} - \bar{O} \dots (2)$$

CORRELACIÓN

La correlación da el grado de ajuste o similitud entre el pronóstico y los patrones observados. La correlación se valora en el rango de 1 a -1, donde 1 significa correlación perfecta y cero no existe ninguna correlación.

$$CORRELACION = \frac{\sum_{n=1}^N (P_n - \bar{P}_n)(O_n - \bar{O}_n)}{[\sum_{n=1}^N (P_n - \bar{P}_n)^2 \sum_{n=1}^N (O_n - \bar{O}_n)^2]^{1/2}} \dots (3)$$

DESVIACIÓN ESTÁNDAR

Mide la variabilidad de los datos. Valores altos indican alta variabilidad.

$$\sigma_o = \sqrt{\sum_{n=1}^N (O_n - \bar{O})^2 / N}$$

$$\sigma_p = \sqrt{\sum_{n=1}^N (P_n - \bar{P})^2 / N}$$

En la medida que los (indicadores) estadísticos sean favorables, es decir que demuestren que lo simulado se acerque significativamente a los observado y que tendencialmente el comportamiento de las variables en el tiempo sean similares a lo observado, podremos concluir que la simulación brinda datos representativos y que el modelo es capaz de simular las condiciones atmosféricas del dominio evaluado (Gavidia, 2012).

5.2. CONFIGURACION DE LAS PARAMETRIZACIONES

Se seleccionó 8 distintas configuraciones existentes en la literatura para evaluar el modelo, las cuales incluyen 3 opciones de microfísica, 2 de convección, 3 de capa límite, 3 de capa superficial y 2 de superficie de suelo, dejando invariante la parametrización de la radiación tanto de onda larga y onda corta.

En la parametrización cúmulos se empleó el esquema de Kain-Fritsch, este esquema ha sido bien usado y ha mostrado tener buenos resultados (Mercader, 2010), (Koo y Hong, 2008).

Las configuraciones empleadas en este estudio se detallan a continuación:

Configuración de la Parametrización	Microfísica	Convección	Capa Límite Planetaria	Capa superficial	superficie de Suelo	R. onda larga	R. onda corta
	mp_physics	cu_physics	bl_pbl_physics	sf_sfclay_physics	sf_surface_physics	ra_lw_physics	ra_sw_physics
Control	WSM3(3)	Kain-Fritsch (1)	YSU (1)	MM5 (1)	Noah-LSM (2)	RTTM (1)	Dudhia (1)
1	WSM3(3)	no convectiva(0)	YSU (1)	MM5 (1)	Noah-LSM (2)	RTTM (1)	Dudhia (1)
2	Thompson(8)	Kain-Fritsch (1)	YSU (1)	MM5 (1)	Noah-LSM (2)	RTTM (1)	Dudhia (1)
	WSM6(6)	Kain-Fritsch (1)	YSU (1)	MM5 (1)	Noah-LSM (2)	RTTM (1)	Dudhia (1)
3	WSM3(3)	Kain-Fritsch (1)	ACM2 (7)	MM5 (1)	Noah-LSM (2)	RTTM (1)	Dudhia (1)
4	WSM3(3)	Kain-Fritsch (1)	ACM2 (7)	Pleim-Xiu (7)	Pleim-Xiu (7)	RTTM (1)	Dudhia (1)
5	WSM3(3)	Kain-Fritsch (1)	MYJ(2)	Eta Similarity(2)	Noah-LSM (2)	RTTM (1)	Dudhia (1)
6	Lin(2)	Kain-Fritsch (1)	YSU (1)	MM5 (1)	Noah-LSM (2)	RTTM (1)	Dudhia (1)
7 (TopoWind(2))	WSM3(3)	Kain-Fritsch (1)	YSU (1)	MM5 (1)	Noah-LSM (2)	RTTM (1)	Dudhia (1)

Tabla 1. Resumen de las parametrizaciones empleadas en este estudio

6. RESULTADOS

6.1. RESULTADOS DE LA EVALUACIÓN CONTROL

Para la variable de temperatura se realizó tres evaluaciones una para toda la serie disponible, otra para las estaciones de verano (EFM) e invierno (JJA) para los tres primeros días de pronóstico. Mientras que para la precipitación se evaluó solo en la estación lluviosa (DEFM) y solo para los dos primeros días de pronóstico que la simulación brinda.

TEMPERATURA MÍNIMA

En las siguientes figuras (2-10), se muestra los resultados de los estadísticos de la temperatura mínima para cada una de las estaciones distribuidos en el dominio de evaluación en el periodo de verano e invierno.

En la fig. 2 y 3, se muestra el error total del modelo en cada punto de estación de las cuales el 75% de ellas no superan los 4°C (ver tabla 1). Se puede resaltar el alto valor del error en la estación de Tingo María debida quizá a la diferencia de altitudes entre el modelo y la estación para un mismo punto geográfico. El RMSE es ligeramente mayor en invierno que en verano.

Con respecto a la correlación (Figura 4 y 5) se observa que el 69% aproximadamente de estaciones tiene una correlación mayor o igual 0.4 en invierno, eso es más de la mitad de las estaciones que están siendo bien representadas por el modelo. Mientras que en verano no se logra lo mismo.

Con respecto al Bias (Fig.6 y 7), se observa que el modelo subestima los valores observados en un 30% de las estaciones evaluadas, mientras que el resto están siendo sobrestimadas.

En el caso de la desviación estándar (figura 8 y 9) el modelo representar bien la variabilidad de los valores observados en el verano mucho mejor que en el invierno y en la región sierra mejor que en la costa.

Como se podrá observar de las Figuras 2-10, no hay una diferencia muy marcada entre los tres tiempos de pronóstico, como se esperaba. Debido a que el error no se incrementa con el tiempo, podemos asumir que probablemente la fuente que más contribuye al error total es la componente aleatoria, como se muestra en el grafico anterior de la desviación estándar (Figura 8 y 9). Esto nos permite usar con cierta confianza el pronóstico hasta las 72 horas de pronóstico.

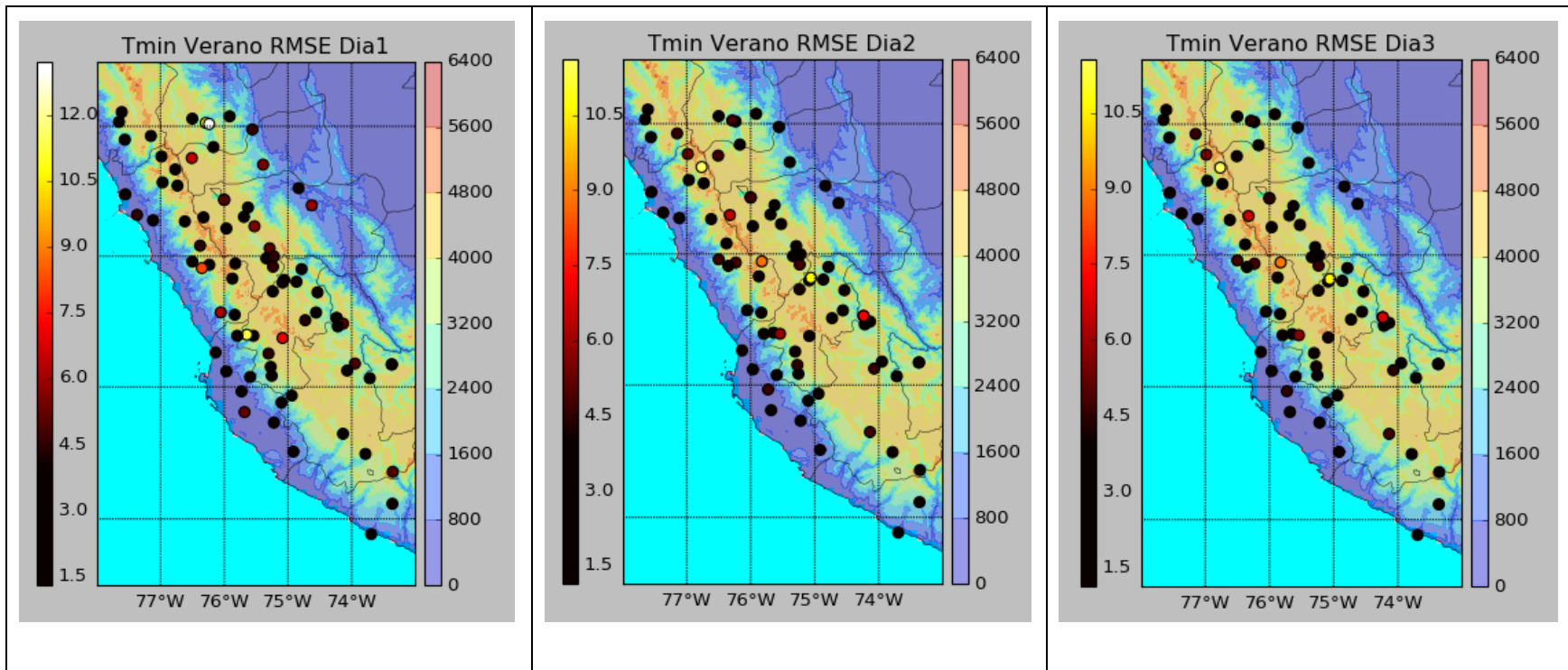


Figura 2. RMSE de las 81 estaciones evaluadas a 24, 48 y 72 horas de pronóstico para la variable de Temperatura mínima para la estación de verano.

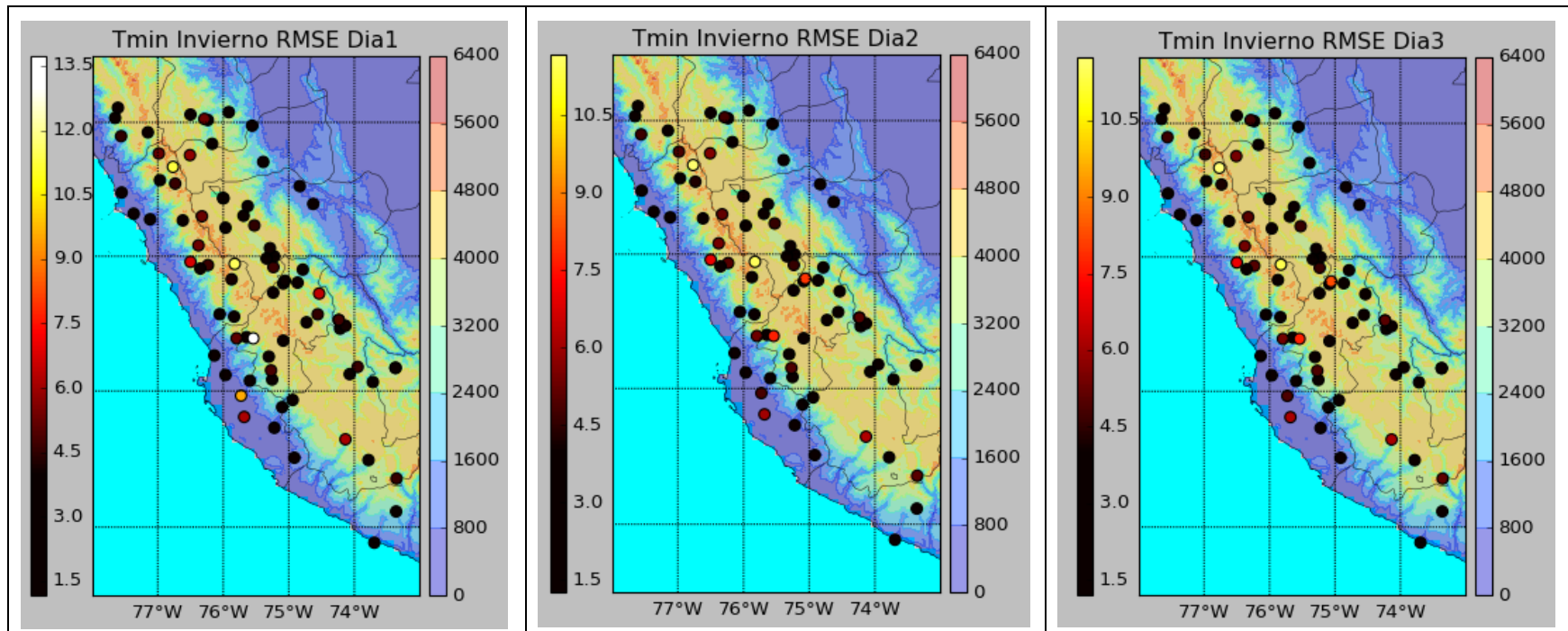


Figura 3. RMSE de las 80 estaciones evaluadas a 24, 48 y 72 horas de pronóstico para la variable de Temperatura mínima para la estación de invierno.

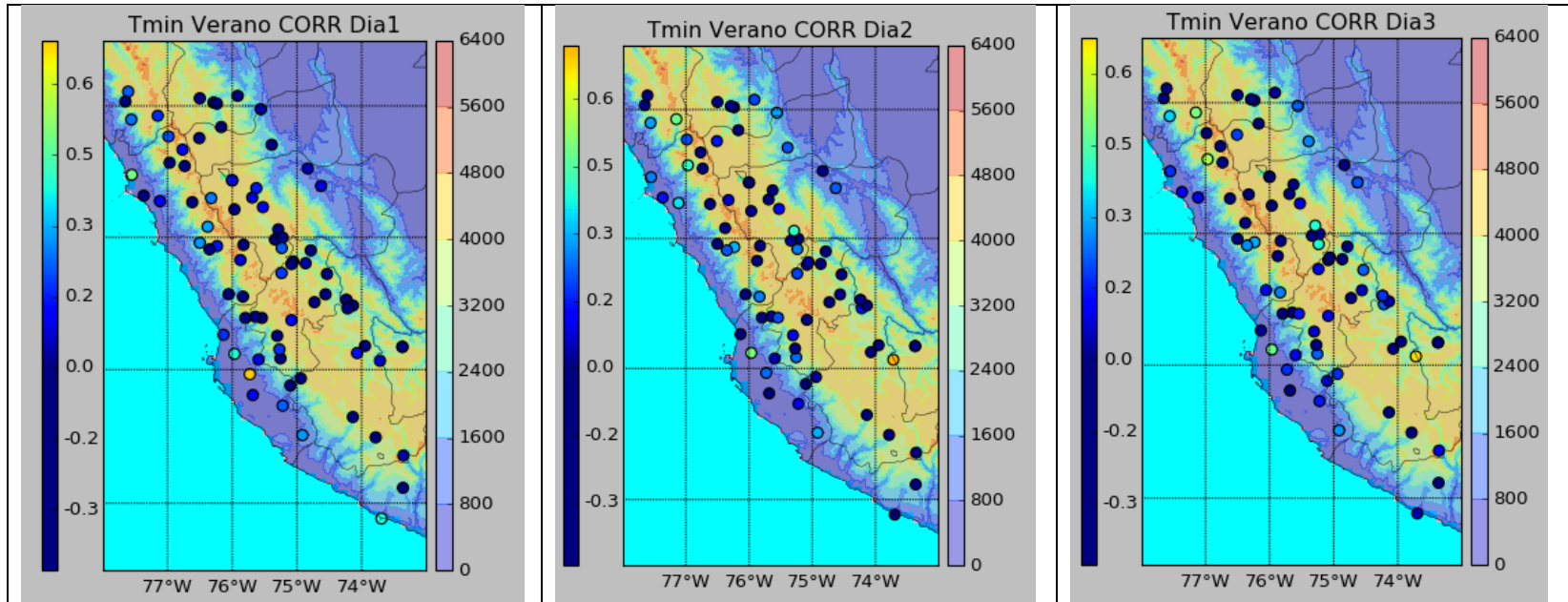


Figura 4. Correlación de las 80 estaciones evaluadas a 24, 48 y 72 horas de pronóstico para la variable de Temperatura mínima para la estación de verano.

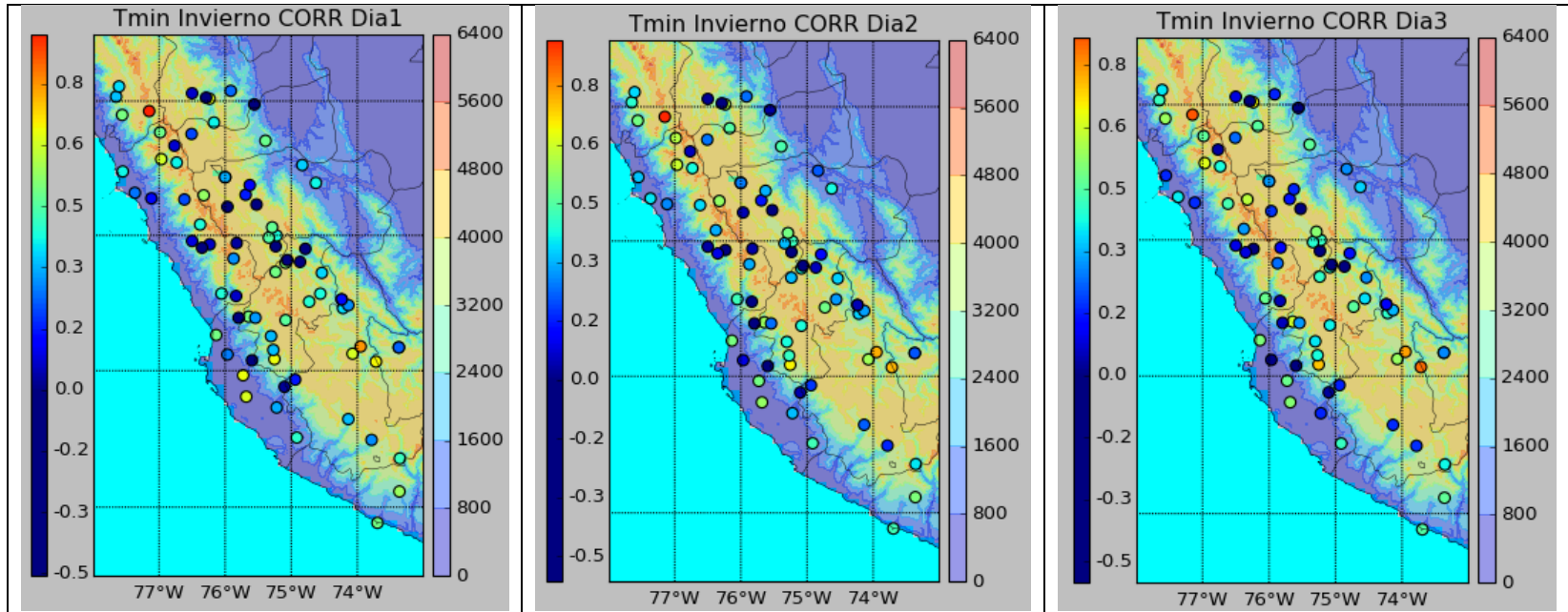


Figura 5. Correlación de las 80 estaciones evaluadas a 24, 48 y 72 horas de pronóstico para la variable de Temperatura mínima para la estación de invierno.

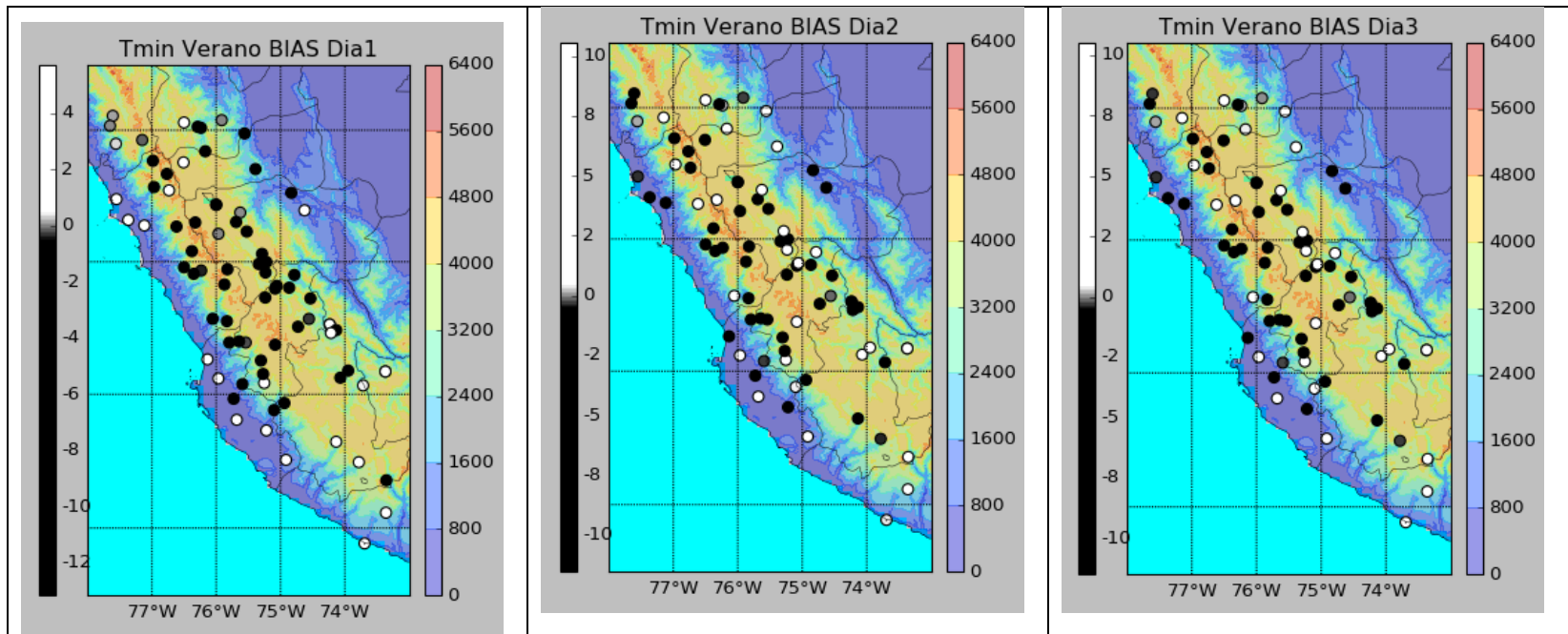


Figura 6. Bias de las 80 estaciones evaluadas a 24, 48 y 72 horas de pronóstico para la variable de Temperatura mínima para la estación de verano.

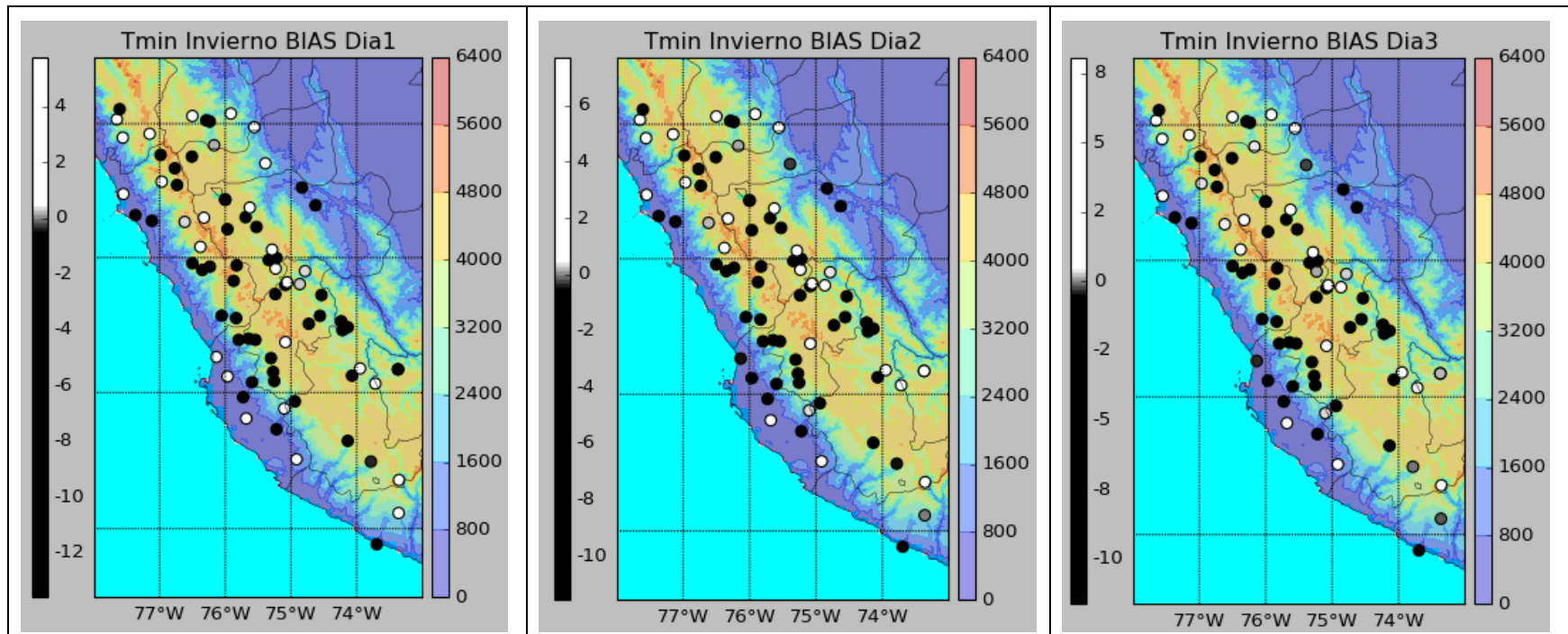


Figura 7. Bias de las 80 estaciones evaluadas a 24, 48 y 72 horas de pronóstico para la variable de Temperatura mínima para la estación de invierno.

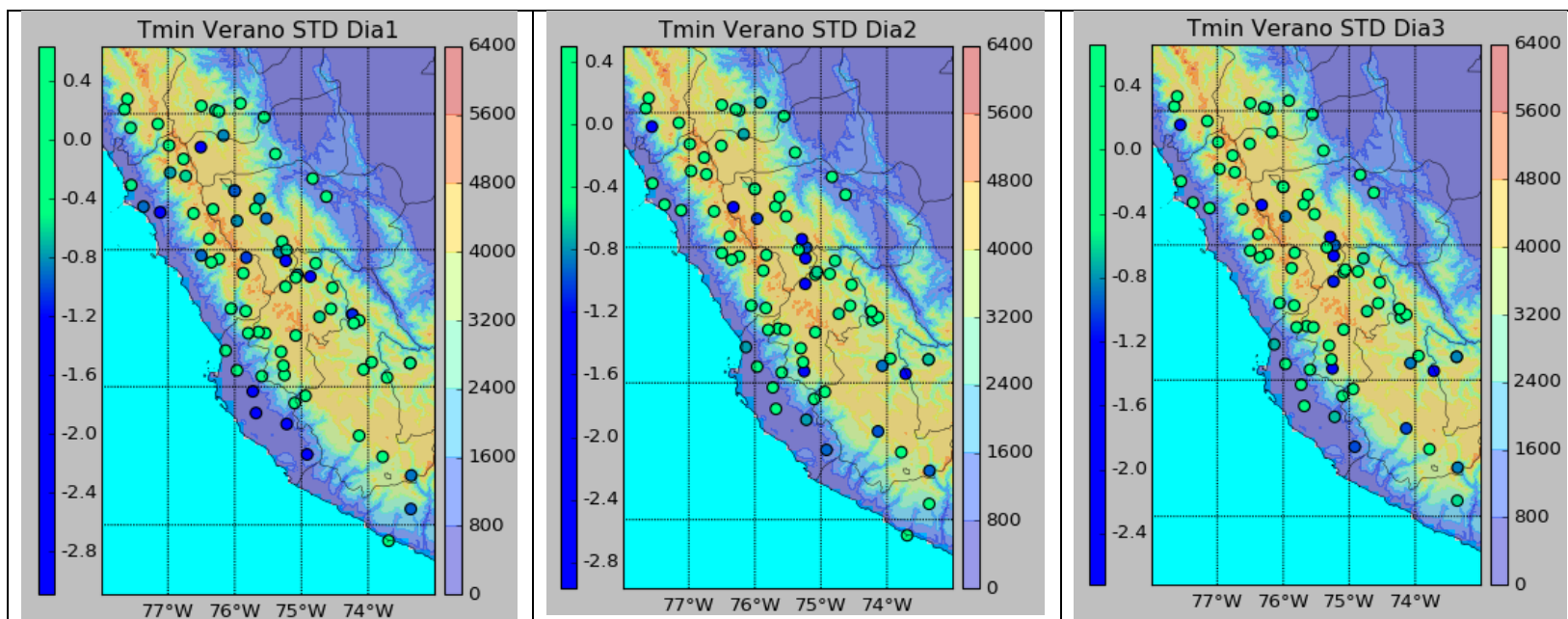


Figura 8. Desviación estándar de las 80 estaciones evaluadas a 24, 48 y 72 horas de pronóstico para la variable de Temperatura mínima para la estación de verano.

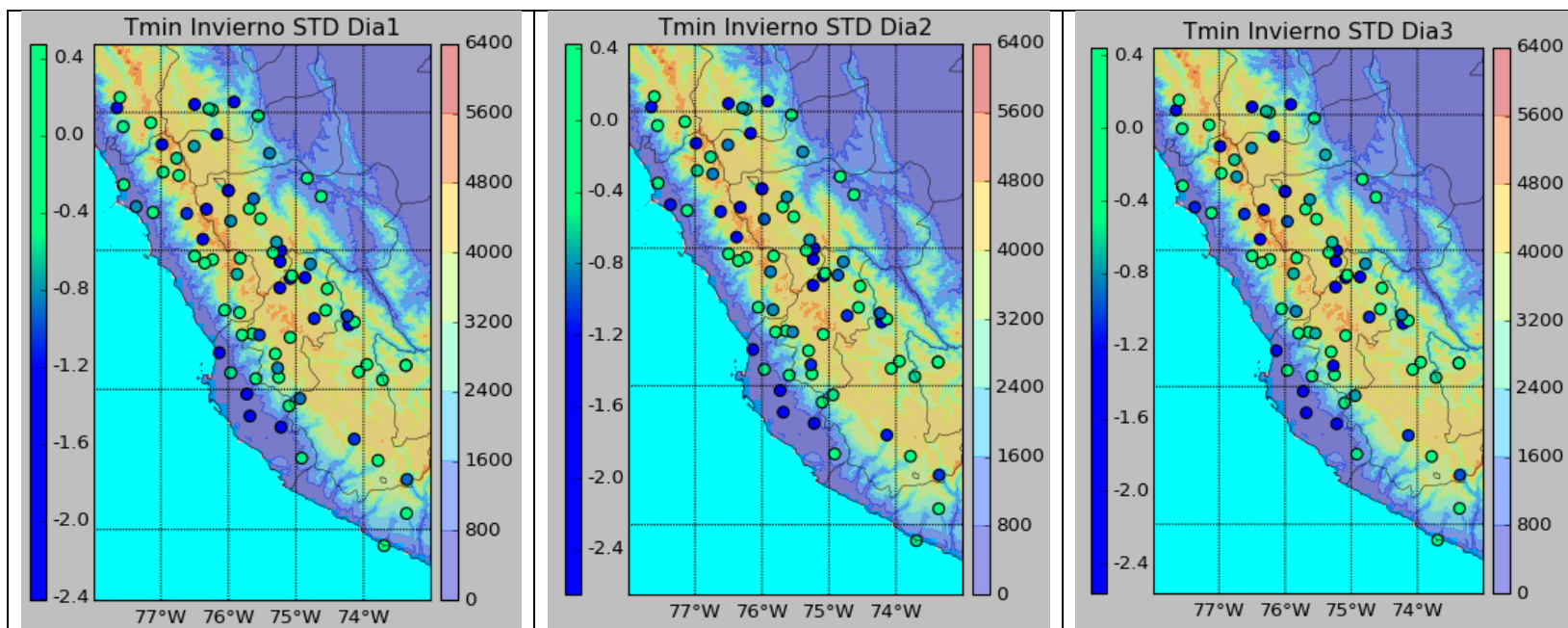


Figura 9. Desviación estándar de las 80 estaciones evaluadas a 24, 48 y 72 horas de pronóstico para la variable de Temperatura mínima para la estación de invierno.

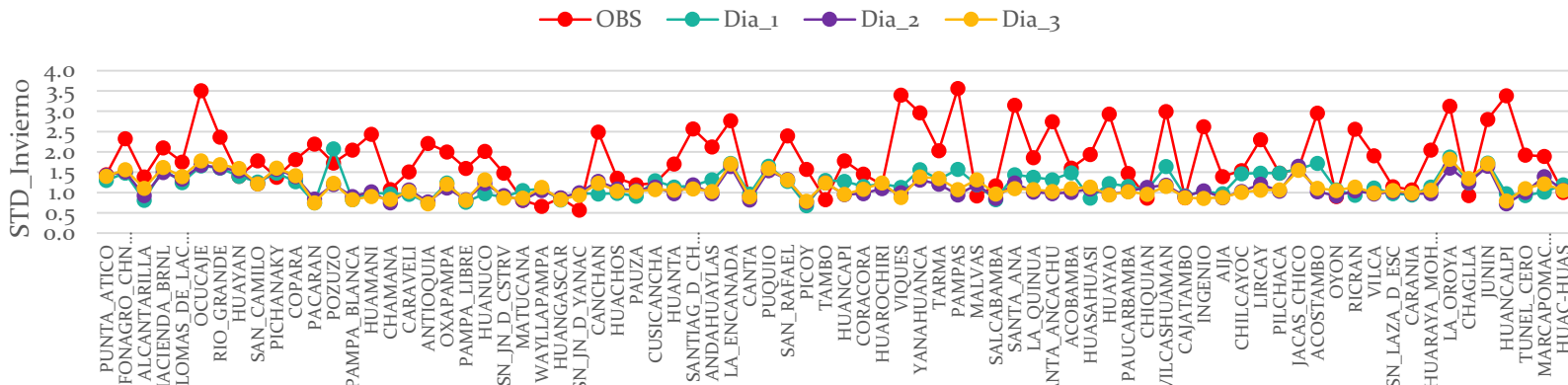
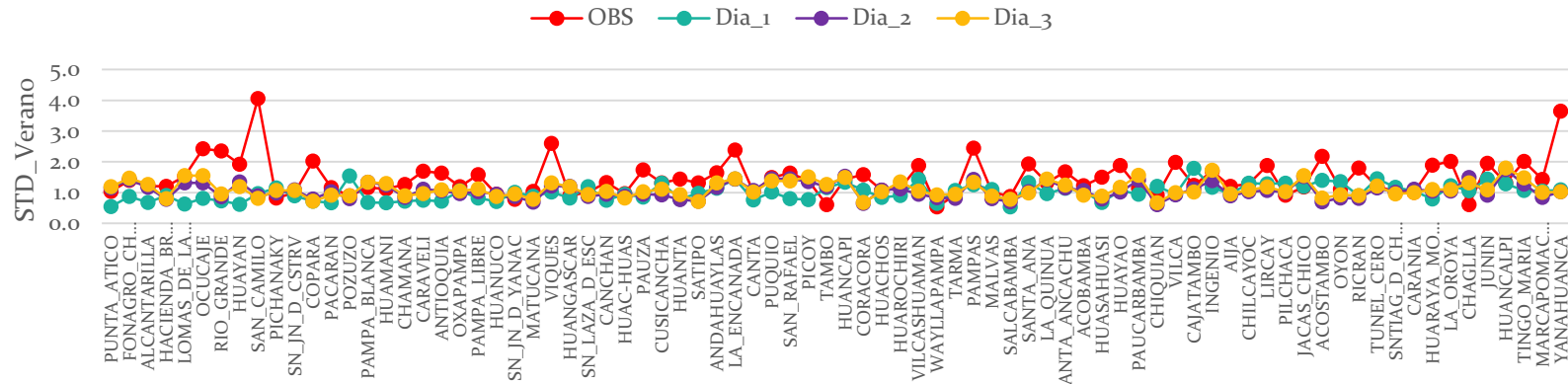


Figura 10. Desviación estándar observada y pronosticada (24, 48 y 72 horas de previsión) de las 80 estaciones para la variable de Temperatura mínima.

TEMPERATURA MÁXIMA

La magnitud del RMSE es muy alta en casi el 50% de las estaciones siendo ligeramente mayor en invierno (figura 11 y 12). Pero se observa que en la región costa el modelo presenta buen desempeño con valores menores a 4° C en especial en la estación de verano.

En las figuras 13 y 14 se observa que el modelo se correlaciona mejor con los datos observados en invierno que en verano.

Así también se observa un sesgo negativo (figura 15 y 16) para ambas estaciones, indicándonos una subestimación de los valores observados.

En el caso de la variable de Temperatura máxima el modelo representa mucho mejor la variabilidad de los datos observados en invierno más que en verano en la región sierra (quizá debido a que en invierno la atmosfera es más estable) aunque para estaciones ubicadas en la región costa el modelo no logra reproducir la variabilidad de la temperatura máxima (figura 17, 18 y 19).

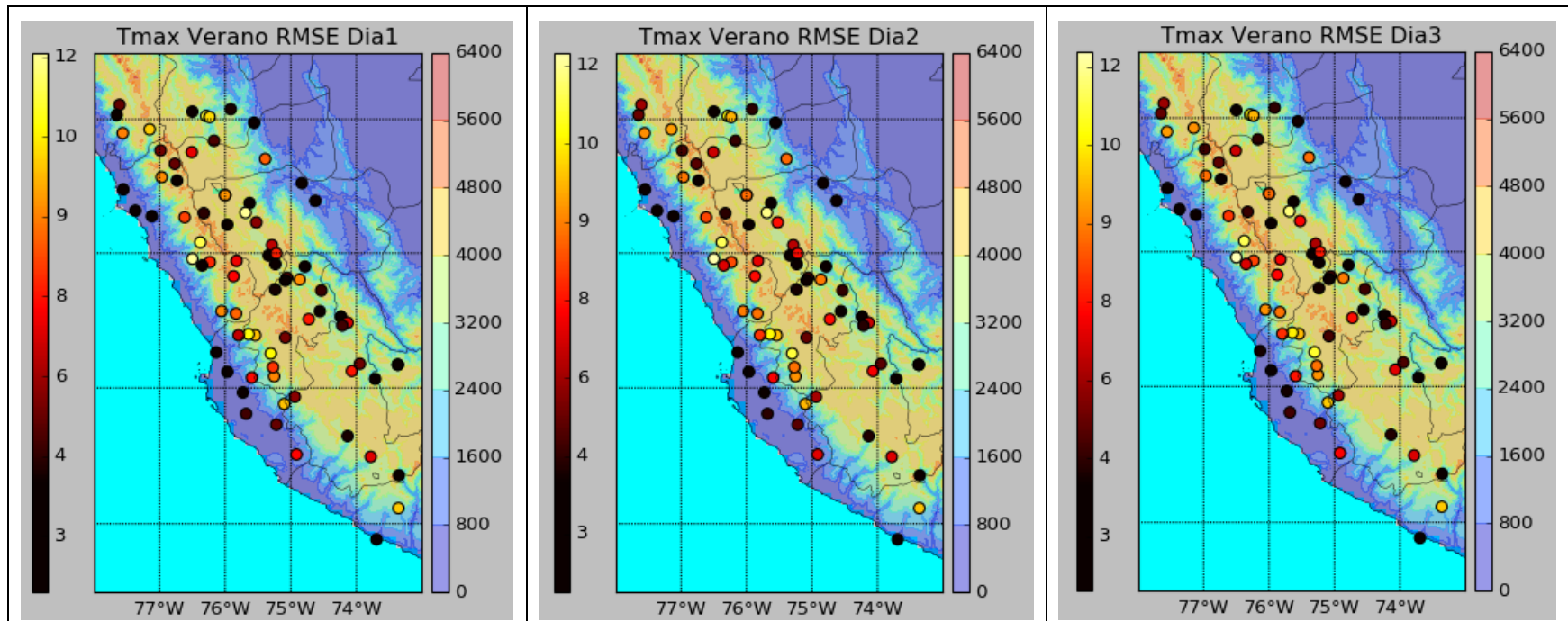


Figura 11. RMSE observada y pronosticada (24, 48 y 72 horas de previsión) de las 80 estaciones evaluadas para la variable de Temperatura máxima en la estación de verano.

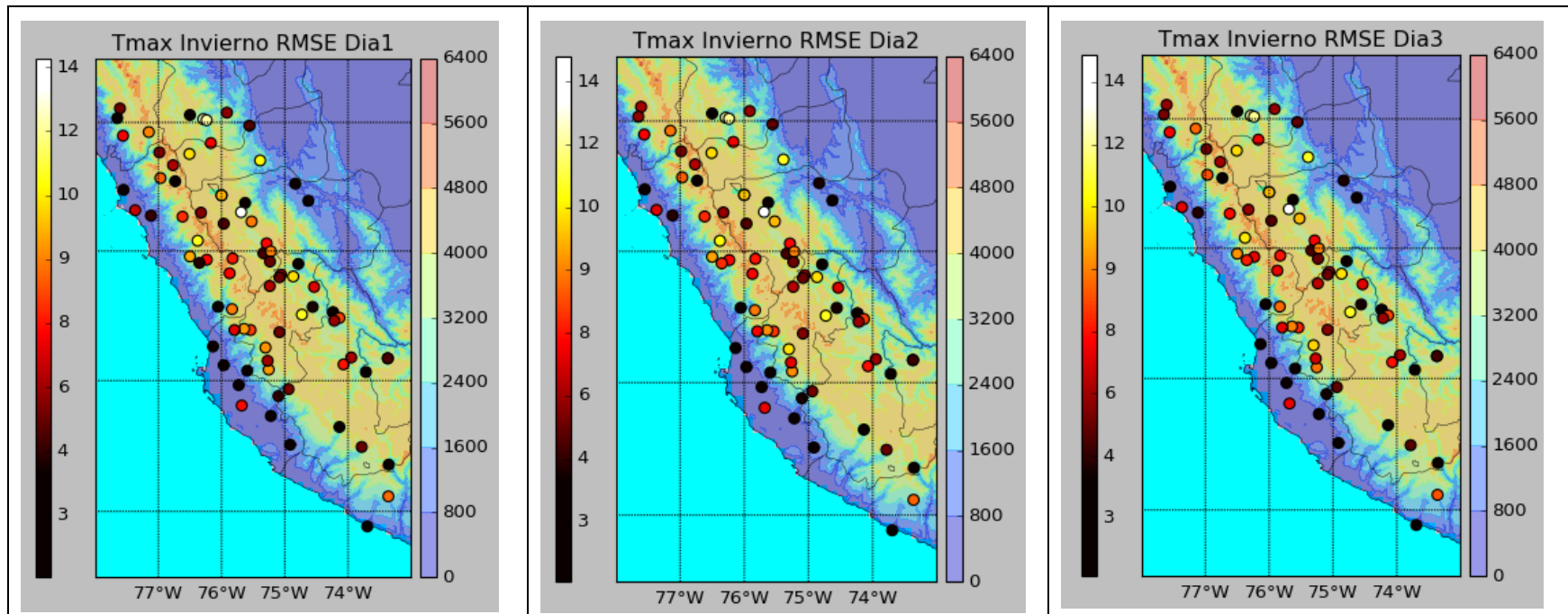


Figura 12. RMSE observada y pronosticada (24, 48 y 72 horas de previsión) de las 80 estaciones evaluadas para la variable de Temperatura máxima en la estación de invierno.

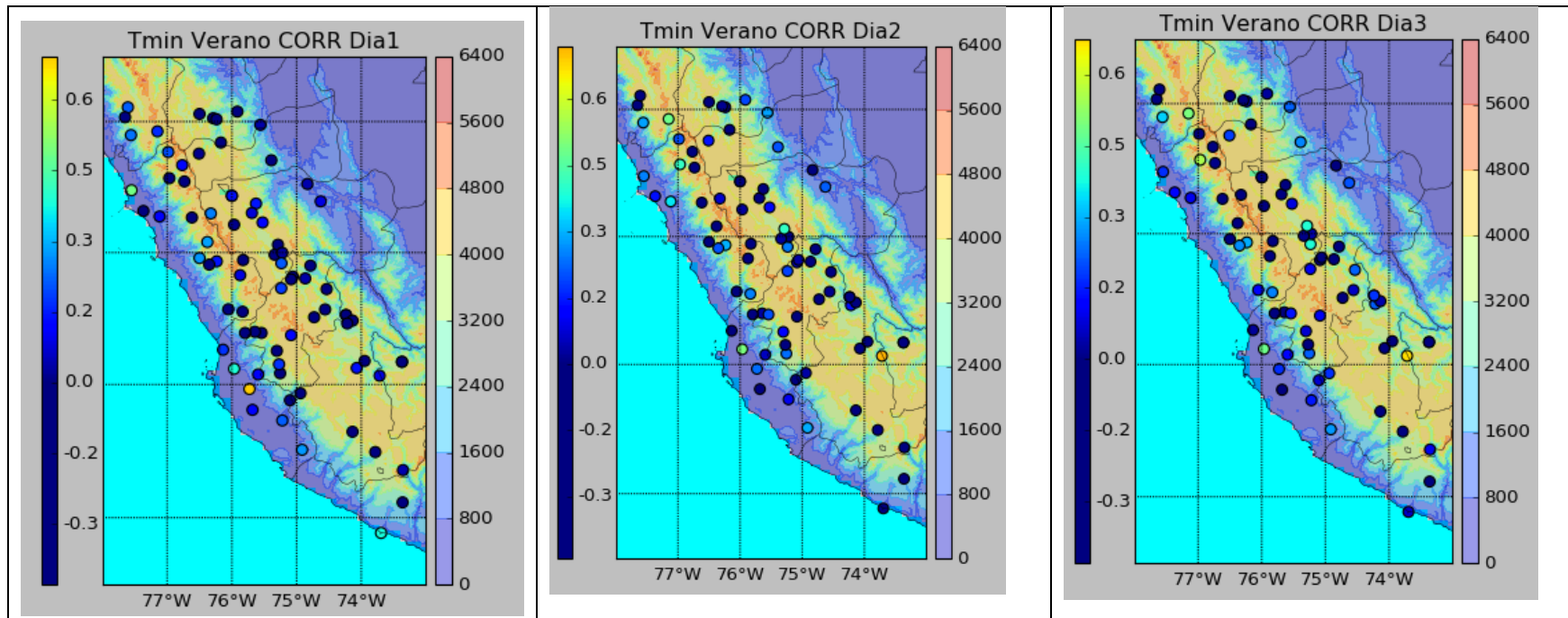


Figura 13. Correlación observada y pronosticada (24, 48 y 72 horas de previsión) de las 80 estaciones evaluadas para la variable de Temperatura máxima en la estación de verano.

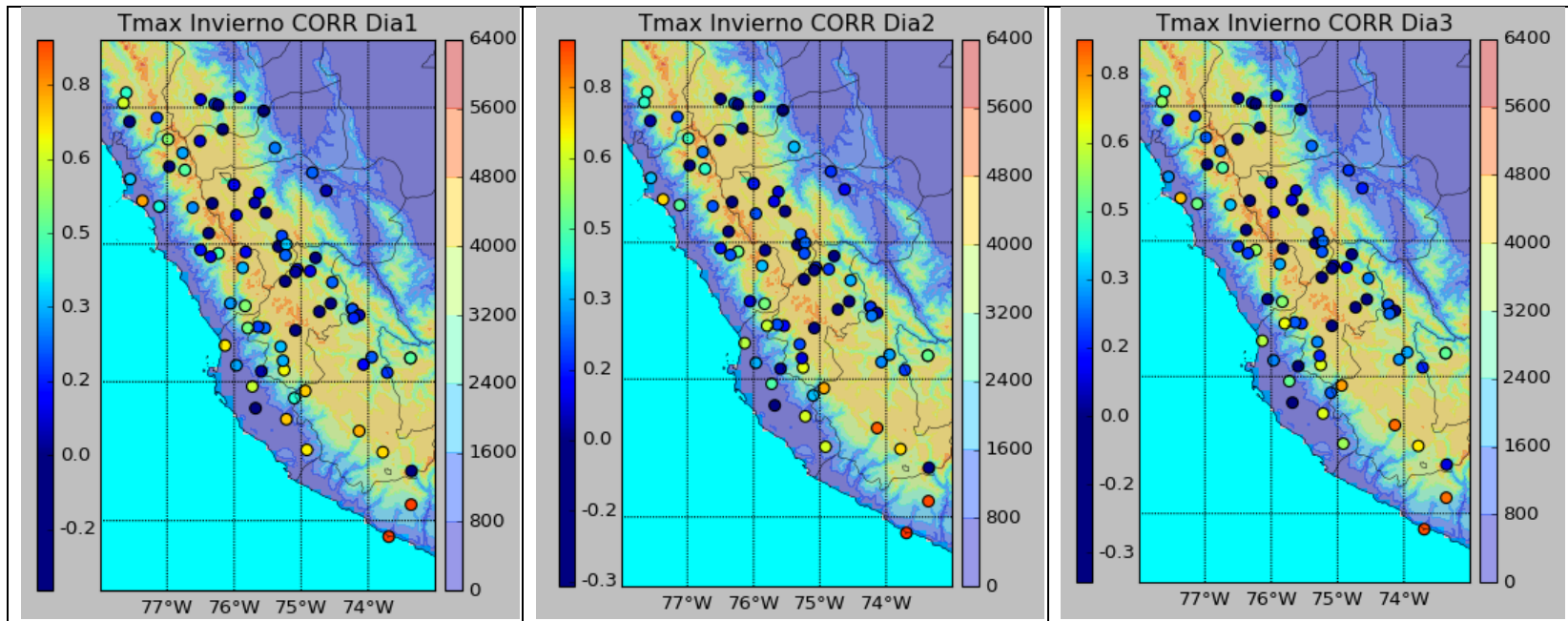


Figura 14. Correlación observada y pronosticada (24, 48 y 72 horas de previsión) de las 80 estaciones evaluadas para la variable de Temperatura máxima en la estación de invierno.

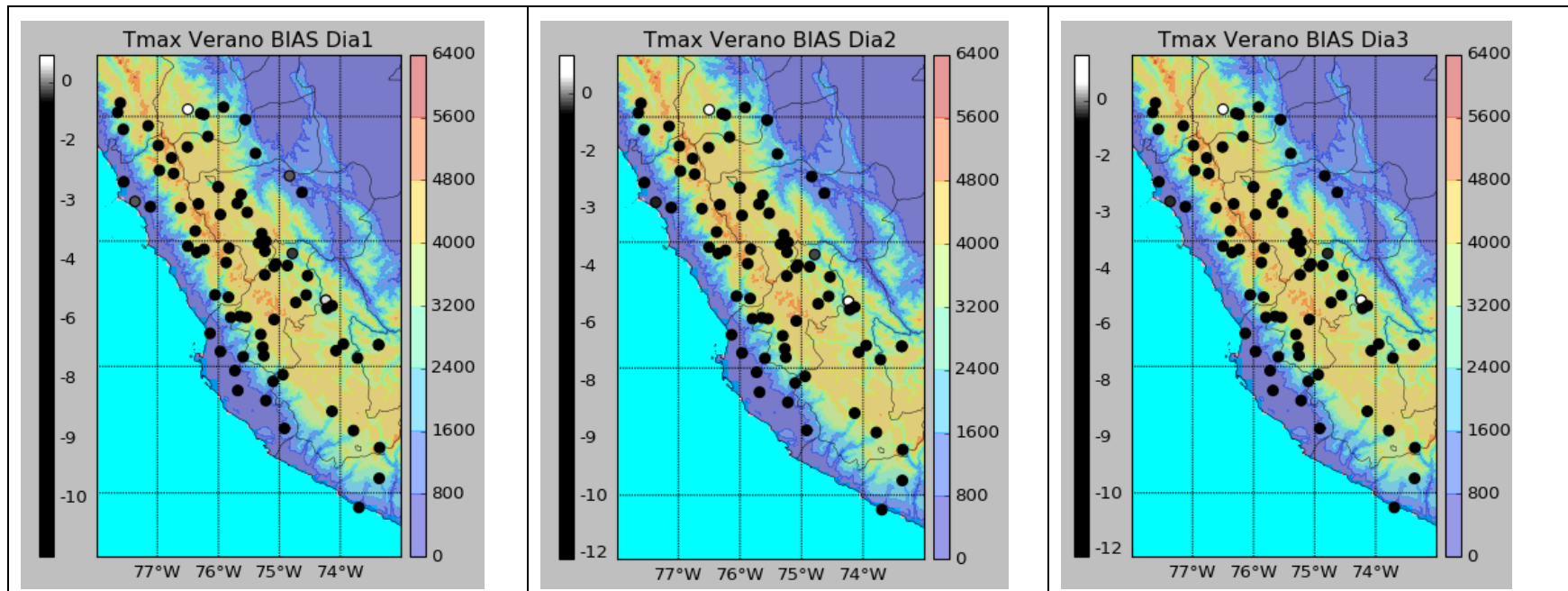


Figura 15. BIAS observado y pronosticado (a las 24, 48 y 72 horas de previsión) de las 80 estaciones evaluadas para la variable de Temperatura máxima en la estación de verano.

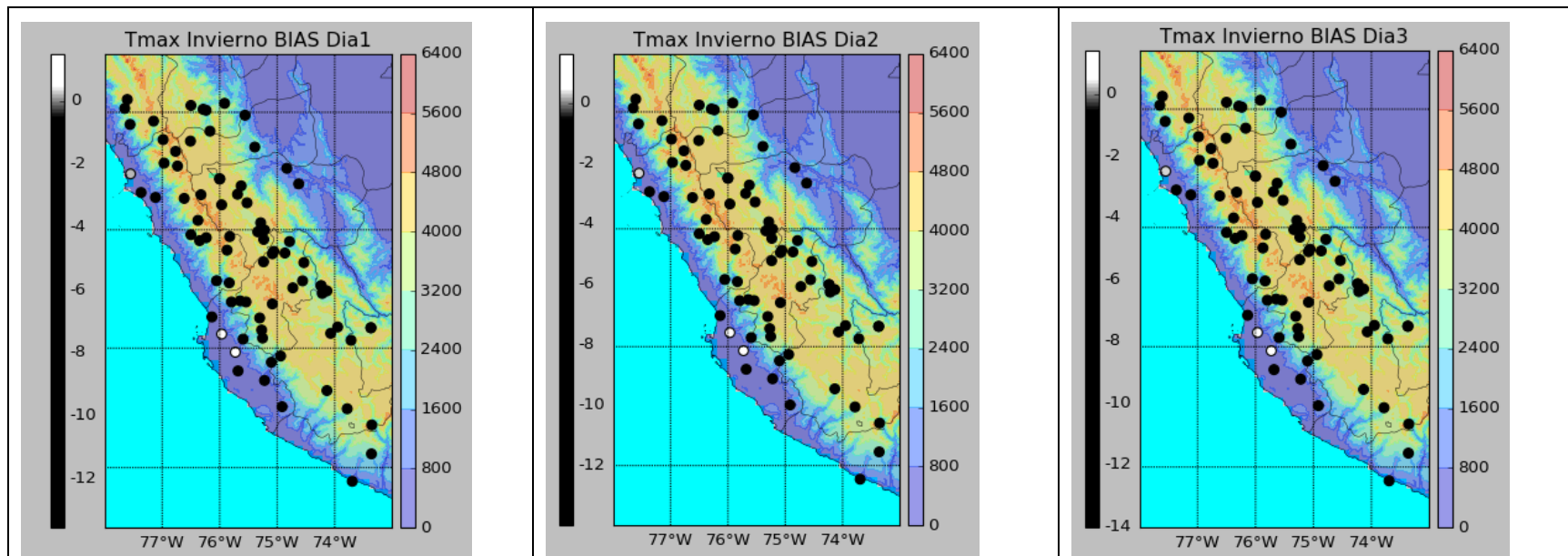


Figura 16. BIAS observado y pronosticado (a las 24, 48 y 72 horas de previsión) de las 80 estaciones evaluadas para la variable de Temperatura máxima en la estación de invierno.

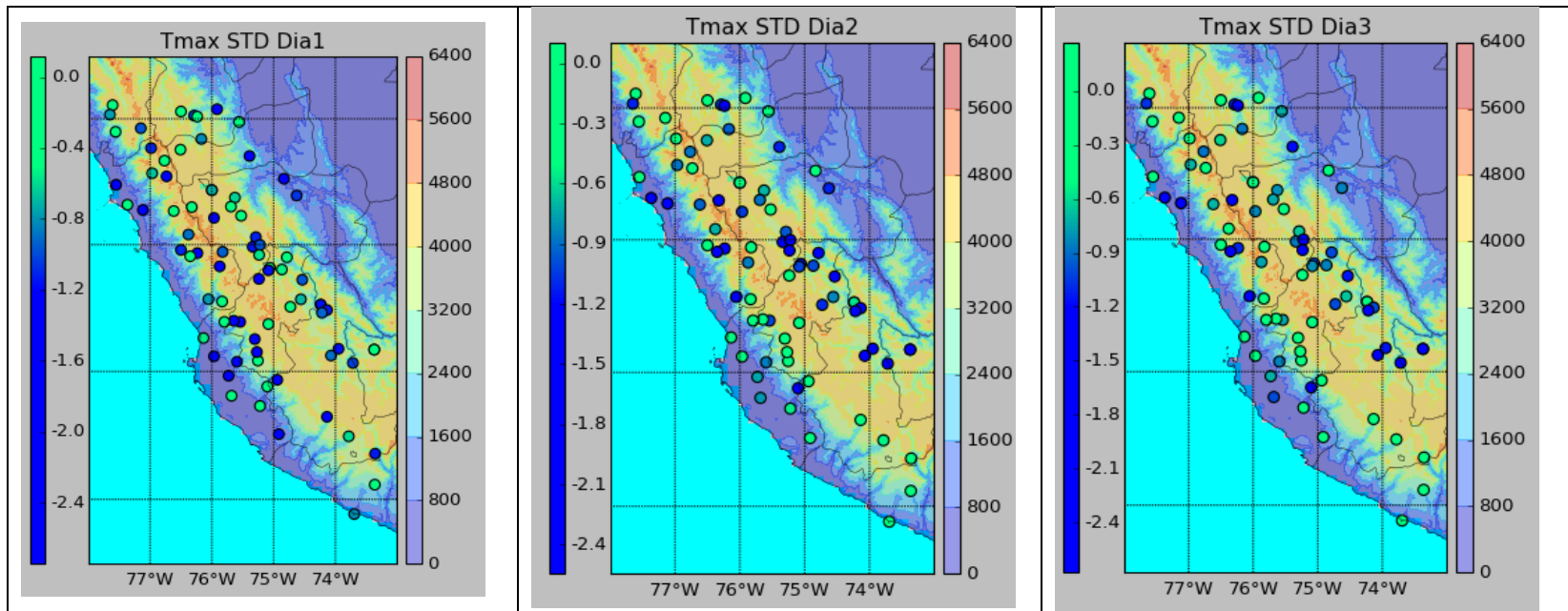


Figura 17. Desviación estándar observada y pronosticada (a las 24, 48 y 72 horas de previsión) de las 80 estaciones evaluadas para la variable de Temperatura máxima en la estación de verano.

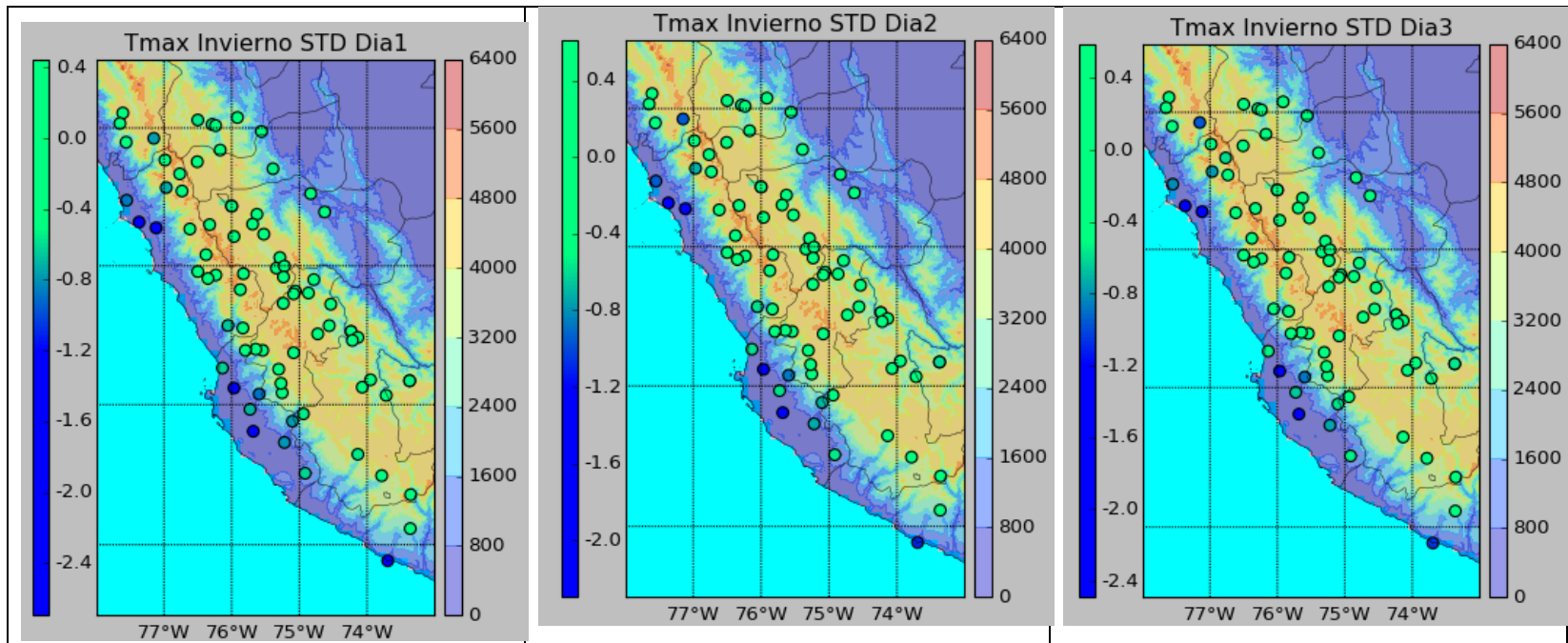


Figura 18. Desviación estándar observada y pronosticada (a las 24, 48 y 72 horas de previsión) de las 80 estaciones evaluadas para la variable de Temperatura máxima en la estación de invierno.

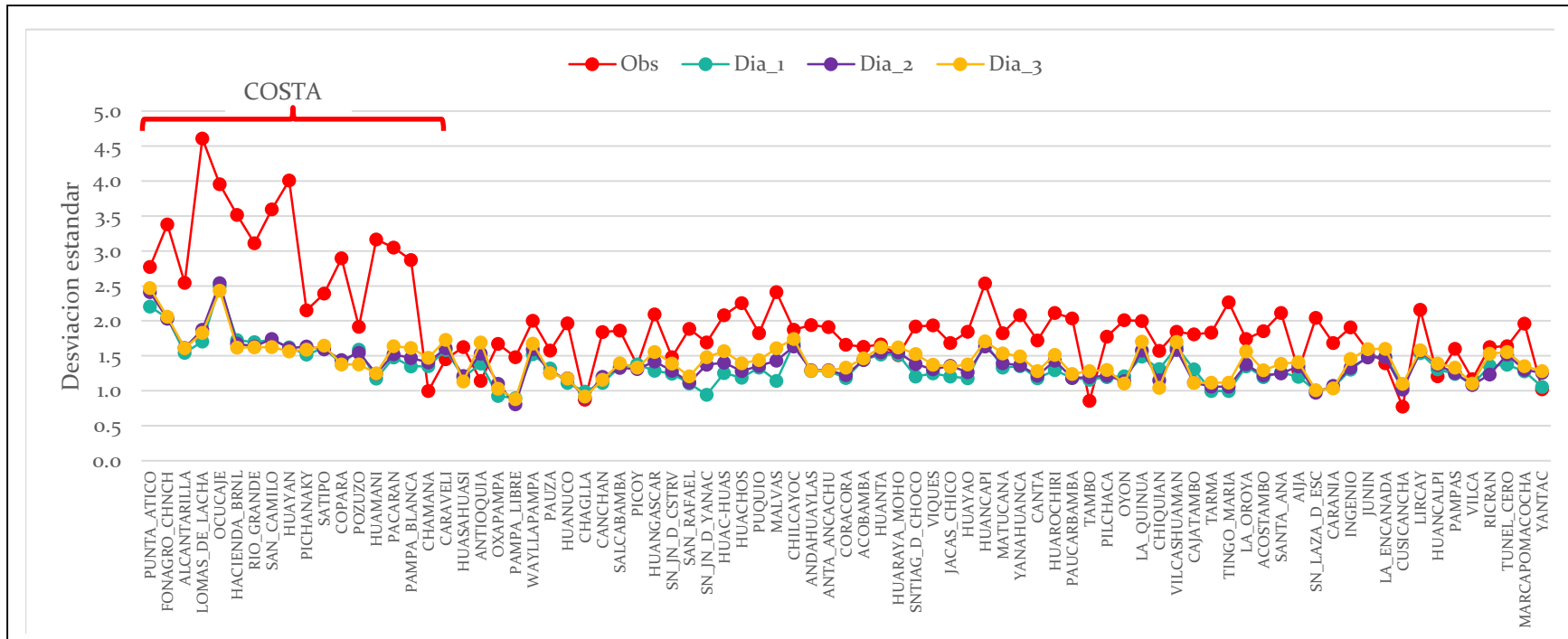


Figura 19. Desviación estándar observada y pronosticada (a las 24, 48 y 72 horas de previsión) de las 80 estaciones evaluadas para la variable de Temperatura máxima en la estación de invierno.

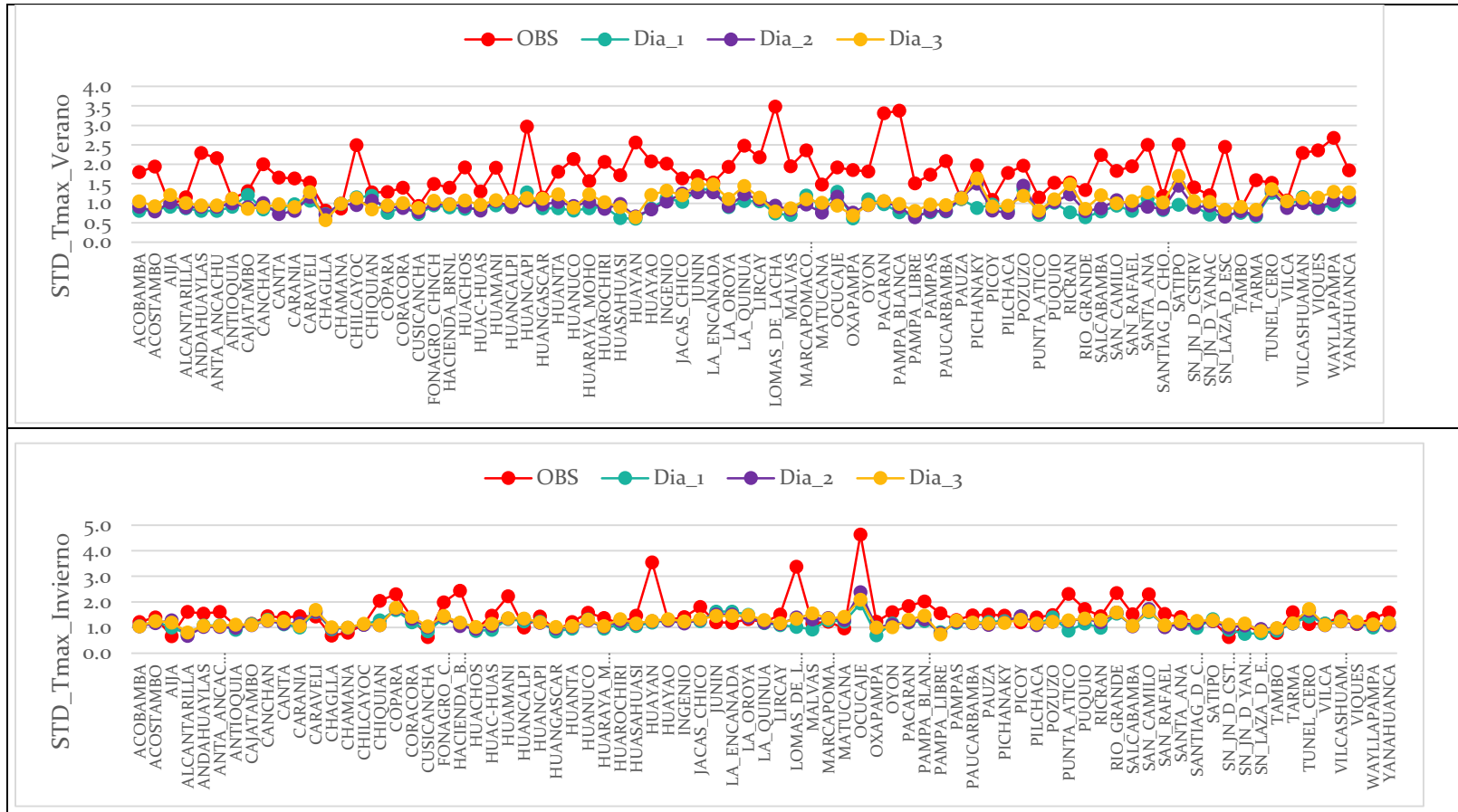


Figura 20. Desviación estándar observada y pronosticada (a las 24, 48 y 72 horas de previsión) de las 80 estaciones evaluadas para la variable de Temperatura máxima en la estación de invierno.

PRECIPITACIÓN

Con respecto al RMSE (Figura 21), el modelo presenta menor error en la costa que en la sierra.

Claramente también se observa (Figura 22) un sesgo negativo indicando que el modelo subestima la precipitación en la región costa, mientras que la región sierra esta sobreestimado.

Por último el modelo tiene una pobre correlación con los datos observados. Logrando correlacionarse con valores de alrededor de 0.4 con las estaciones de Salcabamba, San Juan de Yanac y Huaraya Moho (Figura 23).

Para la variable precipitación el modelo no logra reproducir la variabilidad de los valores observados en la mayor parte de las estaciones evaluadas. Para las otras estaciones el modelo se acerca ligeramente a su variabilidad.

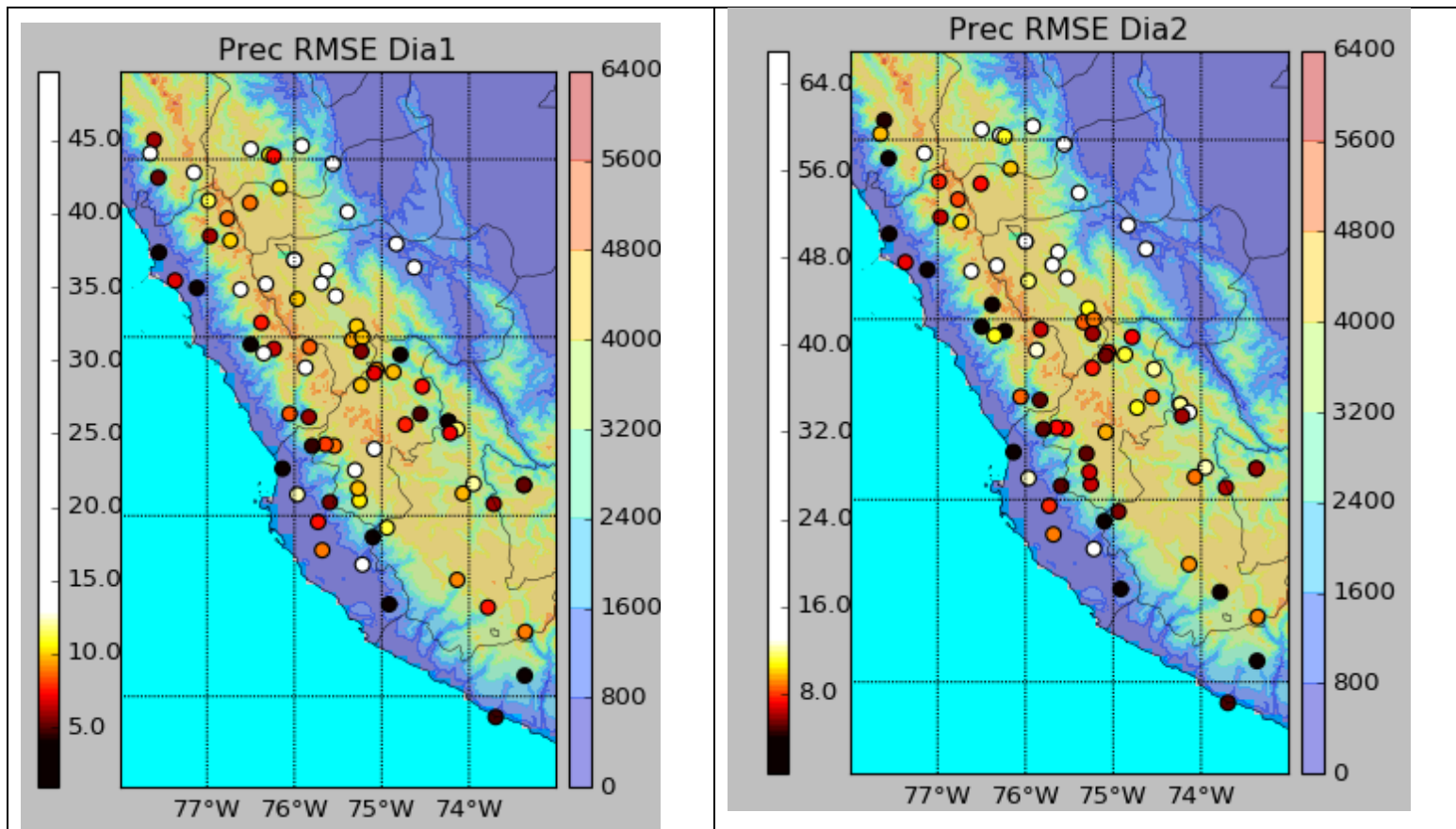


Figura 21. RMSE observado y pronosticado (a las 24, 48 y 72 horas de previsión) de las 80 estaciones evaluadas para la variable de precipitación.

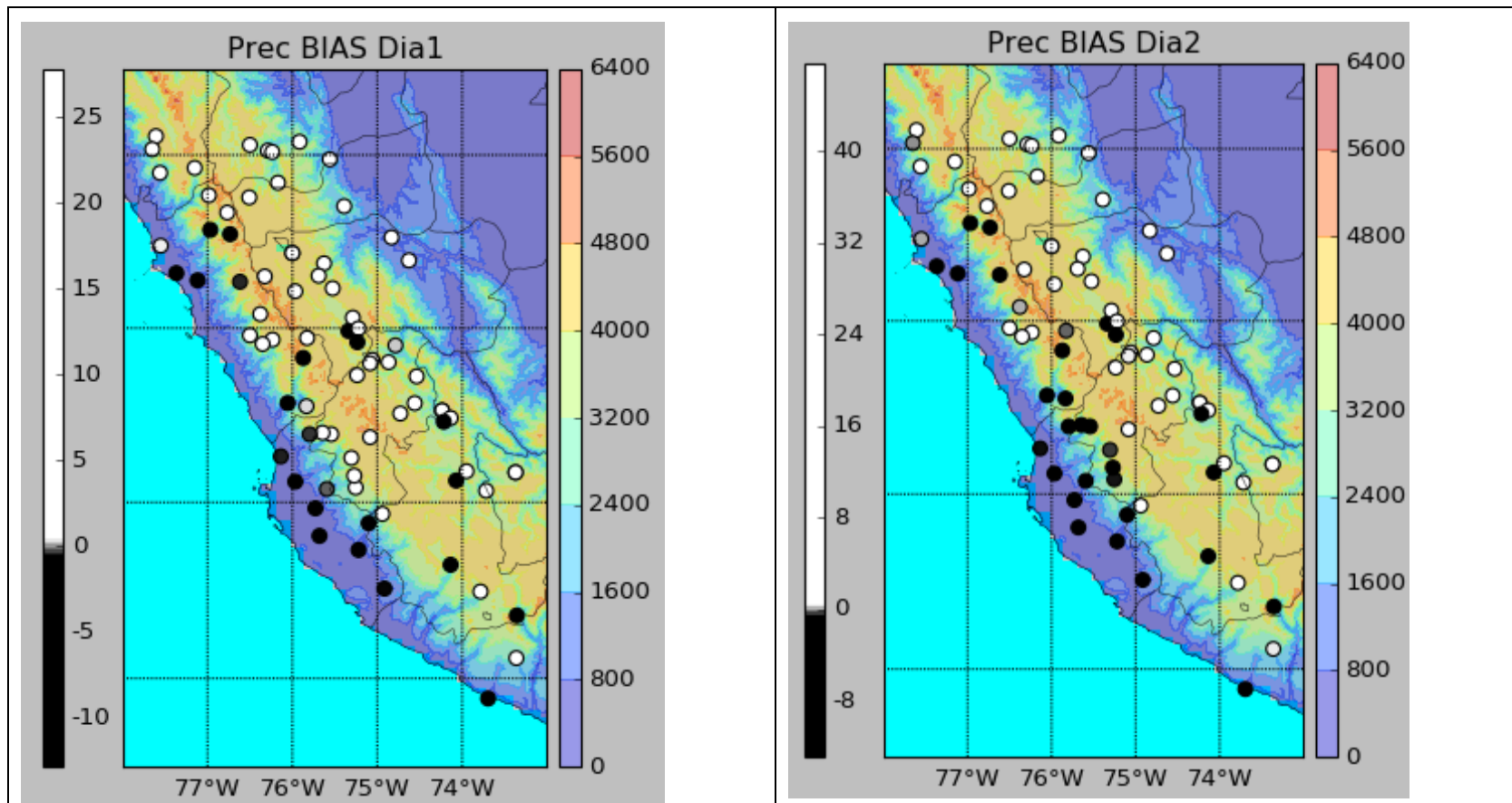


Figura 22. BIAS observado y pronosticado (a las 24, 48 y 72 horas de previsión) de las 80 estaciones evaluadas para la variable de precipitación.

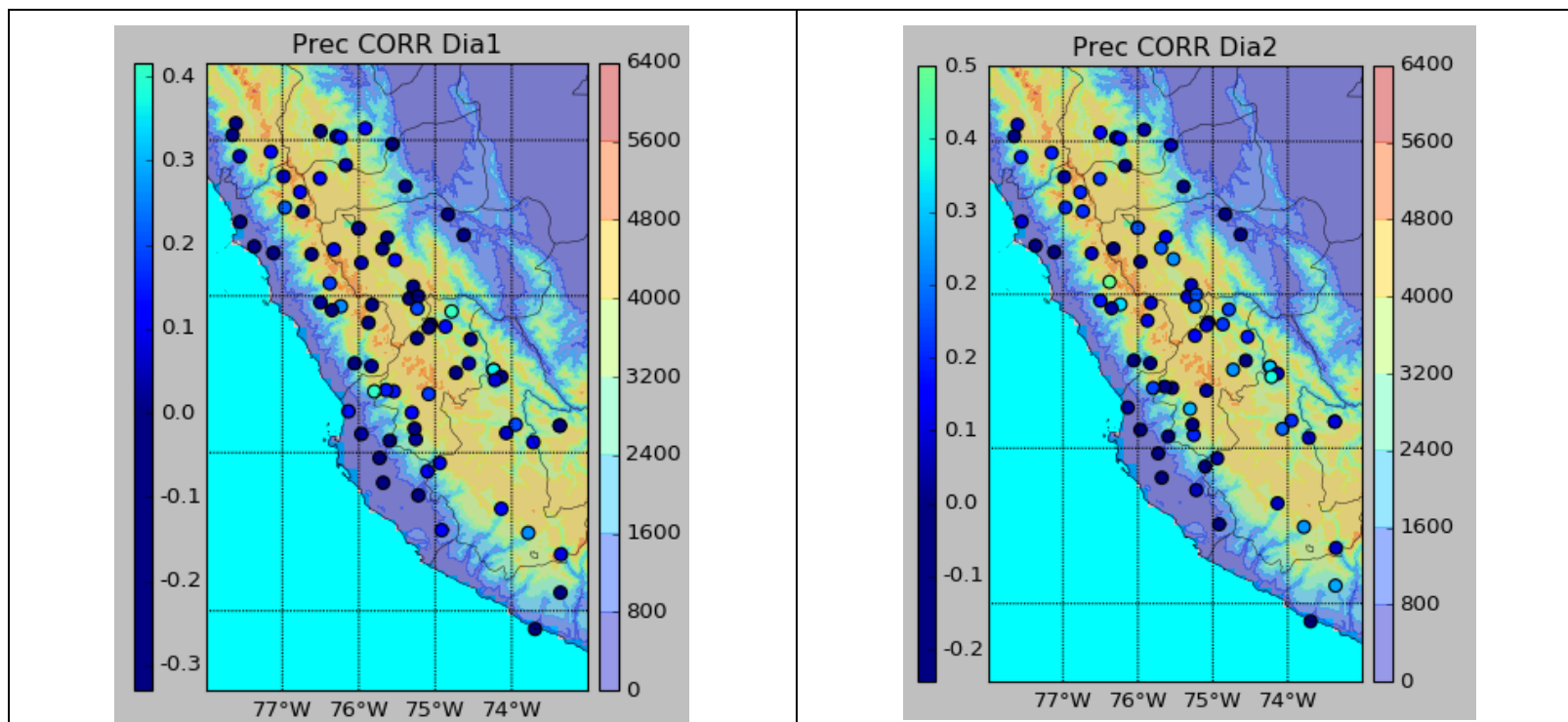


Figura 23. Correlación observada y pronosticada (a las 24, 48 y 72 horas de previsión) de las 80 estaciones evaluadas para la variable de precipitación.

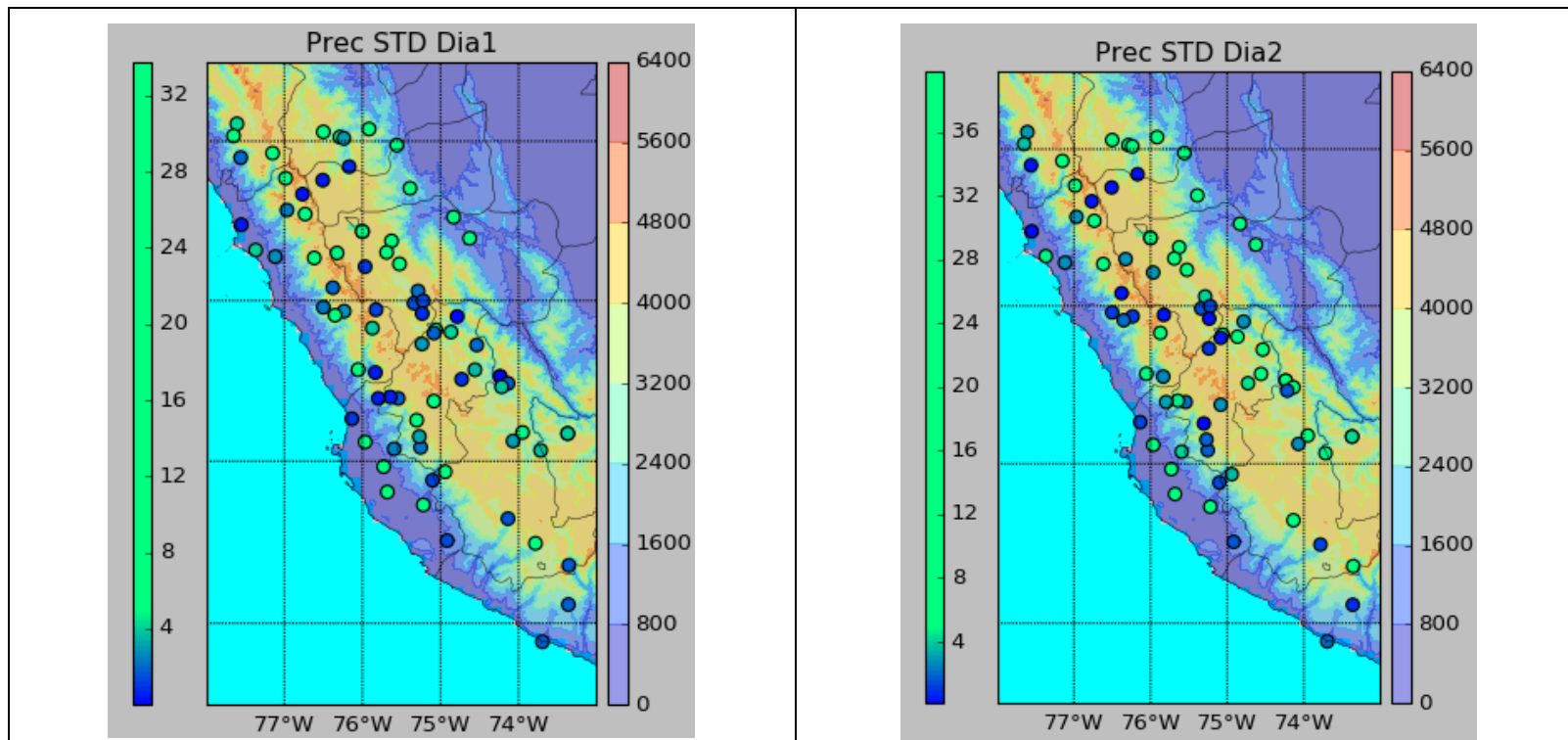


Figura 24. Desviación estándar observada y pronosticada (a las 24, 48 y 72 horas de previsión) de las 80 estaciones evaluadas para la variable de precipitación.

6.2. RESULTADOS DE LA EVALUACIÓN CON DIFERENTES CONFIGURACIONES

En las siguientes figuras, se muestra los resultados de los estadísticos (CORRELACIÓN, RMSE, BIAS, DESVIACIÓN ESTÁNDAR) para cada una de las 9 distintas configuraciones definidas anteriormente a partir de la literatura para cada una de las 16 estaciones distribuidas en la región de estudio (ver figura 1).

TEMPERATURA MINIMA

De la figura 25, se observa que no se puede apreciar una configuración definida que logre reducir el RMSE drásticamente.

Mientras que en la figura 26 se observa que la configuración 3, 4 y 8 ligeramente mejoran la correlación del modelo con los datos observados para el día 3 de pronóstico.

De la desviación estándar no se aprecia ningún cambio.

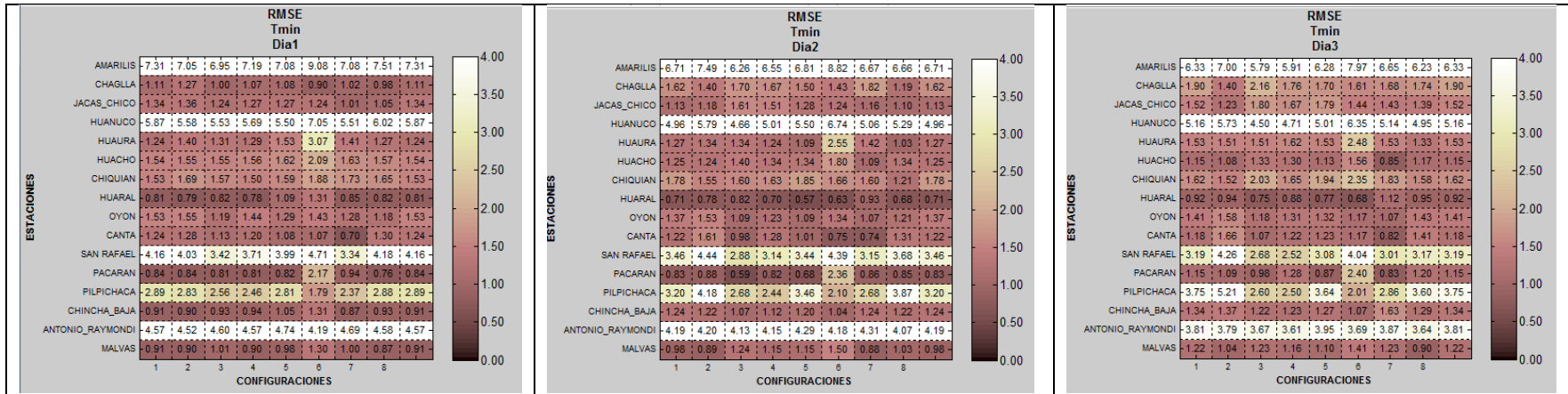


Figura 25. Comparación del RMSE de temperatura mínima del modelo (a las 24, 48 y 72 horas de previsión) en puntos de estación de las 16 estaciones evaluadas en cada una de las diferentes parametrizaciones.

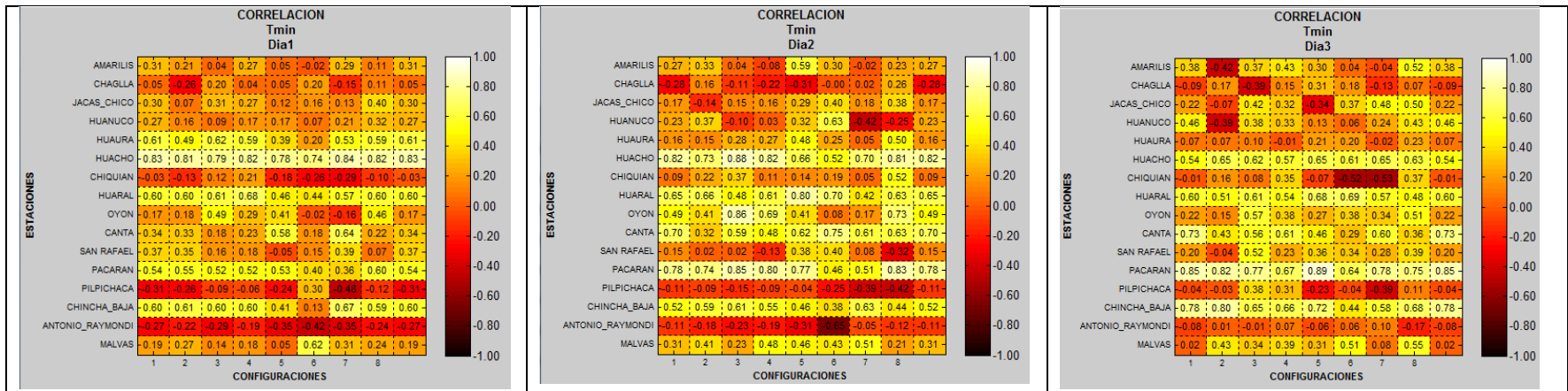


Figura 26. Comparación de la correlación de temperatura mínima del modelo (a las 24, 48 y 72 horas de previsión) en puntos de estación de las 16 estaciones evaluadas en cada una de las diferentes parametrizaciones.

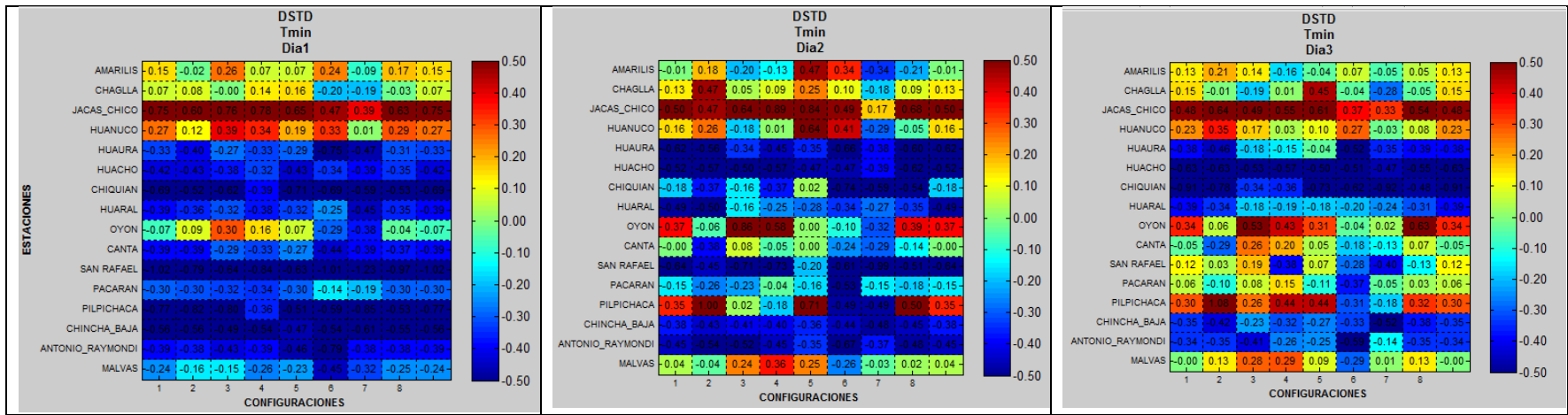


Figura 27. Comparación de la desviación estándar de la temperatura mínima del modelo (a las 24, 48 y 72 horas de previsión) en puntos de estación de las 16 estaciones evaluadas en cada una de las diferentes parametrizaciones.

TEMPERATURA MAXIMA

En la figura 28, se muestra los valores del RMSE de las 9 configuraciones seleccionadas para las 16 estaciones evaluadas. Se aprecia una ligera reducción del RMSE en varias estaciones evaluadas para la configuración 6 y 7.

De la figura 29 no se puede obtener nada concreto, excepto el del 1er día de pronóstico que muestra una ligera mejora en la correlación para la configuración 5.

En el caso de la desviación estándar (Figura 30), para la configuración 6 se observa una ligera mejora (en algunas estaciones) en la representación de la variabilidad de los datos observados.

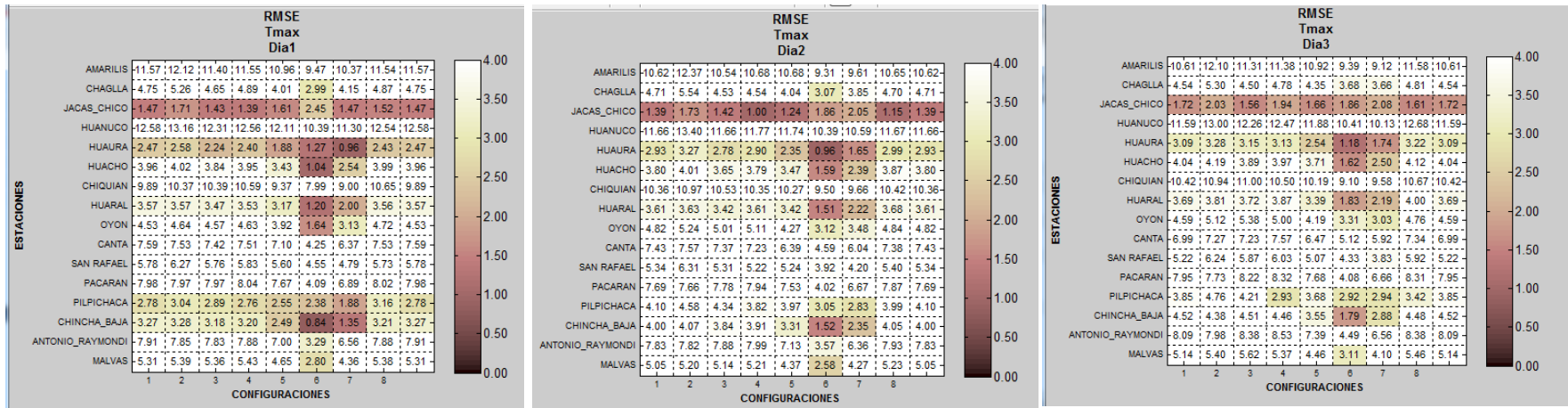


Figura 28. Comparación de la desviación estándar de la temperatura mínima del modelo (a las 24, 48 y 72 horas de previsión) en puntos de estación de las 16 estaciones evaluadas en cada una de las diferentes parametrizaciones.

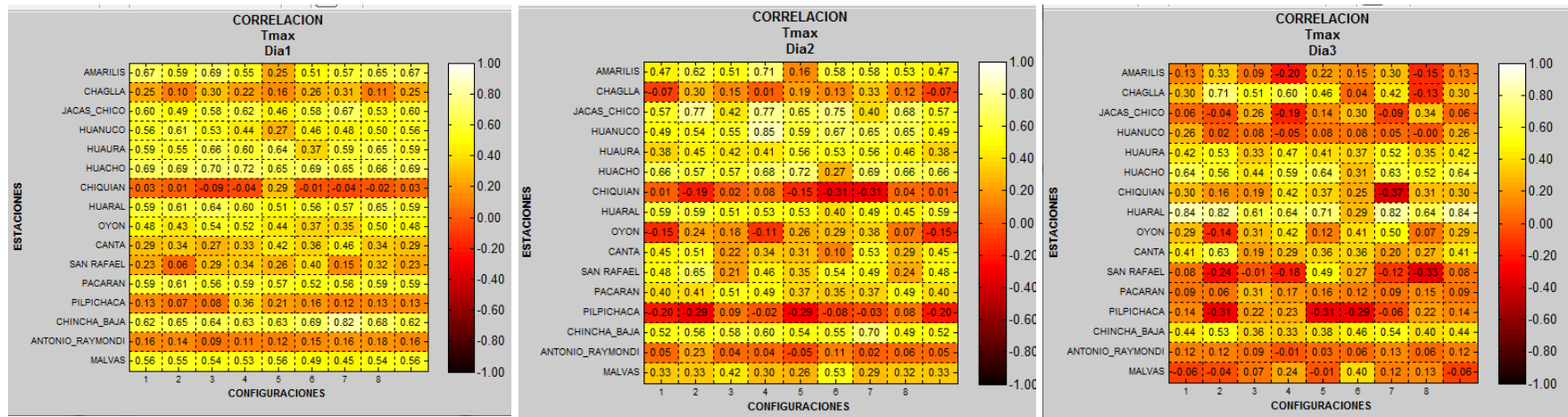


Figura 29. Comparación de la correlación de la temperatura máxima del modelo (a las 24, 48 y 72 horas de previsión) en puntos de estación de las 16 estaciones evaluadas en cada una de las diferentes parametrizaciones.

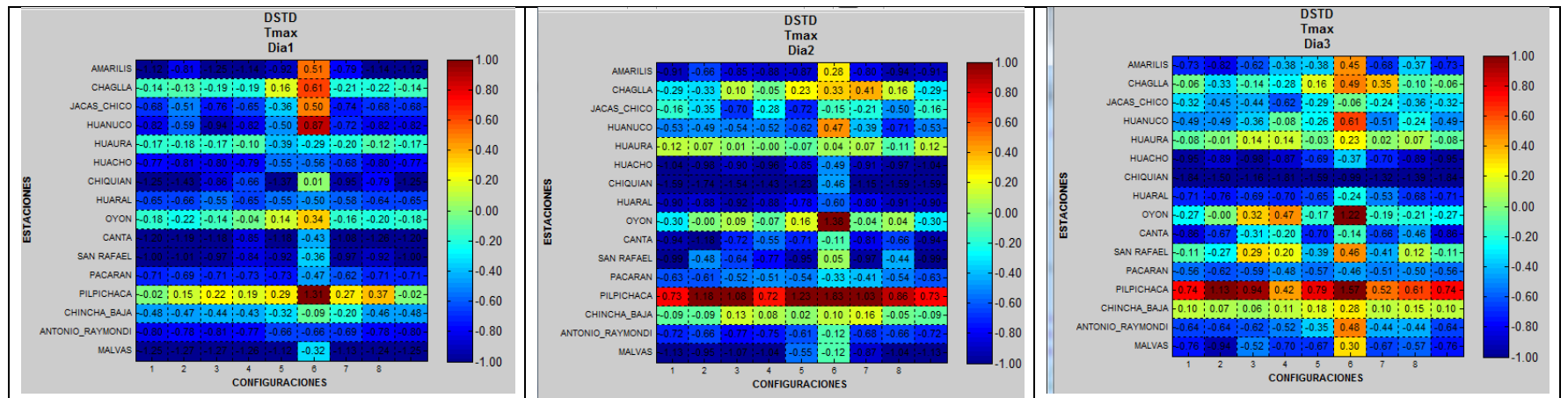


Figura 30. Comparación de la desviación estándar de la temperatura máxima del modelo (a las 24, 48 y 72 horas de previsión) en puntos de estación de las 16 estaciones evaluadas en cada una de las diferentes parametrizaciones.

7. CONCLUSIONES

En la evaluación de la configuración por defecto (control) se encontró que el modelo representa bien la temperatura mínima, en la costa como en la sierra central, tanto en verano como en invierno mostrando un RSME promedio de 3.3°C con excepción de algunas pocas estaciones que presentan un RMSE de alrededor de 10°C . En el caso de la temperatura máxima los resultados del RMSE fueron mayores que la temperatura mínima con un promedio de 6°C . La precipitación es la variable menos beneficiada por el modelo ya que presenta un RMSE promedio de 11 mm llegando en algunas estaciones a tener un valor 40 mm. Los menores valores se han obtenido en la región de la costa central.

En el caso de la correlación del modelo con los datos observados para la temperatura mínima hubo buen desempeño del modelo en la época de invierno obteniendo alrededor del 50 % de estaciones con un valor mayor o igual a 0.4 no siendo así en el verano. La temperatura máxima muestra el mismo comportamiento que la mínima con respecto a la correlación a diferencia que en el invierno la zona costera tiene mejor desempeño. Al igual que en caso del RMSE la correlación para la precipitación presenta valores inferiores a 0.4 con un promedio de 0.04.

Los valores obtenidos del sesgo tienden a subestimar los de la temperatura mínima en más del 60% de estaciones evaluadas, mientras que el restante es sobrestimado. Para la temperatura máxima es subestimada por el modelo casi en el total de las estaciones. Mientras que la precipitación es subestimada en la costa y sobrestimada en la sierra.

Finalmente se determinó que el modelo representa aceptablemente la variabilidad de los datos de temperatura mínima mucho mejor en verano que en invierno con excepción de algunas estaciones. En cambio la variabilidad de temperatura máxima es mejor representada en invierno. La variabilidad de la precipitación es capturada por el modelo solo en algunas estaciones (ver anexos para más detalle).

En la evaluación de la sensibilidad del modelo a las diferentes configuraciones de las parametrizaciones físicas no se ha obtenido resultados muy claros, esto se debió probablemente al corto periodo de evaluación o también a que la elección de las parametrizaciones no han sido las mejores para la región en estudio.

Para la temperatura mínima se apreció mejoras en la evaluación de la correlación con el uso de la configuración 3, 4 u 8 para el tercer día de pronóstico. Para la temperatura máxima se logra reducir el RMSE en varias estaciones para la configuración 6 y 7. Mientras que mejora la correlación para la variable de la temperatura máxima en la configuración 5 del tercer día de pronóstico. Finalmente se logra mejorar la variabilidad de los datos de temperatura máxima para algunas estaciones con la configuración 5.

8. RECOMENDACIONES

Se puede concluir de forma preliminar que una sola configuración no puede lograr mejorar todas las variables y que probablemente sea necesario emplear un ensamble de manera que podamos obtener mejores resultados del modelo.

7. REFERENCIAS

1. UNTEC. Diagnóstico Plan de Gestión Atmosférica – Región de Valparaíso Implementación de un Modelo Atmosférico. 2012.
2. Castro M., R. González y A. Portela, 1991: Parametrización de la capa límite atmosférica en los modelos numéricos de pronóstico meteorológico. Física de la Tierra, num 3. Ed. Universidad Complutense Madrid, 103-138pp. Física cielo Tierra, núm. 3. 103-138. Ed. Univ. Compí. Madrid. 1991.
3. Caneo M. Sensibilidad a diferentes esquemas de microfísica del WRF, en Chajnantor-chile.2010. Pg. 5 y 6.
4. Caneo M. A Comparison Between Sounding Data And WRF Forecasts At Apex Site. 2011. RevMexAA.
Markel G. Análisis de la sensibilidad del modelo WRF-ARW a los esquemas de capa límite y superficial. 2010.
atos representativos y que el modelo

