



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA CIVIL

**USO DE MÉTODOS GEOESTADÍSTICOS PARA LA REGIONALIZACIÓN DE
VARIABLES METEOROLÓGICAS**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL

LUCCAS RODRIGO COLLINAO ARENAS

PROFESOR GUÍA:

MIGUEL LAGOS ZÚÑIGA

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:

GONZALO DÍAZ RODRÍGUEZ

PABLO MENDOZA ZÚÑIGA

SANTIAGO DE CHILE

2022

RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR

AL TÍTULO DE: Ingeniero Civil

POR: Luccas Rodrigo Collinao Arenas

FECHA: 2022

PROFESOR GUÍA: Miguel Lagos Zúñiga

Uso de Métodos Geoestadísticos para la Regionalización de Variables Meteorológicas

La temperatura y la precipitación son variables fundamentales para cualquier estudio hidrológico, hidráulico y ambiental, sin embargo, debido a la escasez de estaciones meteorológicas no siempre se posee una alta disponibilidad de información en las zonas requeridas, siendo la interpolación de datos un problema común para estos estudios. Ante esto se han efectuado grillas rectangulares que estiman las variables en zonas sin información, una de ellas corresponde al conjunto de datos CR2MET, el cual contiene información a una resolución horizontal de 5 km aproximadamente, distancia que puede ser poco precisa cuando se requieren trabajos locales.

El presente trabajo utiliza datos de estaciones meteorológicas para la estimación de temperatura y precipitación en Chile Central por medio de métodos geoestadísticos, específicamente, a través de los métodos de Kriging Ordinario, Co-Kriging y Kriging Regresivo. Para ello fue necesario el procesamiento de datos meteorológicos, el ajuste de variogramas para la caracterización a nivel espacial y temporal, y la utilización de una vecindad móvil temporal para la precipitación. Con ello se obtienen mapas de temperatura y precipitación para los años 2013 a 2017 con una resolución horizontal de 2,5 km, tanto a nivel estacional de cada año como a nivel diario. Dichos mapas son comparados con los datos observados y con el producto grillado CR2MET a través de sus estadísticos.

Para la temperatura a nivel estacional se obtiene una menor oscilación térmica en comparación con CR2MET, obteniendo diferencias medias cercanas a -2°C . Mientras que para la precipitación estacional se presenta una subestimación en todas las estaciones a excepción de otoño, obteniendo un déficit medio de 35 mm. En el caso diario, la temperatura presenta una alta correlación, obteniendo un ajuste de R^2 promedio de todos los años igual a 0,923, siendo un 13% mayor a CR2MET. Por otro lado, la precipitación diaria presenta un alto déficit debido al efecto de suavizamiento, registrando un valor de R^2 promedio igual a 0,375.

Agradecimientos

Quiero agradecer de corazón a mi familia, especialmente a mis padres Lilian y Cristian, quienes me entregaron su apoyo, comprensión y valores necesarios para llegar hasta donde estoy, pasando con ellos todas mis alegrías y frustraciones, enseñándome a sacar lo mejor de cada uno de esos momentos.

A mis abuelos, a mi abuelita por estar siempre conmigo y siempre tener una sonrisa para mí, y a mi abuelo por darme todo el amor que tenía cuando yo era niño.

También agradecer a mis profesores de la comisión, al profesor Miguel y al profesor Pablo por inspirarme y mostrarme lo más lindo de esta carrera y lo mucho que puede ayudar a la gente. Además, agradecer especialmente a mi profesor Co guía, Gonzalo Díaz, por su gran ayuda y paciencia durante toda la memoria, explicándome hasta el más mínimo detalle si era necesario.

No pueden faltar mis amigos de universidad: Camila Loaiza, Catalina Murua, Ignacio Acevedo, Camilo Ponce, Javier Paillao, Maximiliano Jorquera, Ariel Pávez y Erick Lemus, los primeros amigos que tuve en la universidad y que se han mantenido hasta el final.

Y mil gracias a Tania, por estar a mi lado todos estos años y entregarme todo el amor, apoyo y ánimos para seguir adelante en esta meta y todas las demás que vendrán.

TABLA DE CONTENIDO

1. Introducción	1
1.1 Objetivos	2
1.1.1 Objetivo principal	2
1.1.2 Objetivos específicos	2
2. Marco teórico	3
2.1 Generalidades	3
2.1.1 Geoestadística	3
2.1.2 Elementos estadísticos	10
3. Zona de estudio y Metodología	19
3.1 Definición Zona de Estudio	19
3.2 Caracterización Climática	22
4.1 Metodología sección estacional	24
4.1 Metodología sección diaria	26
4. Resultados	31
4.1 Sección Estacional	31
4.1.1 Variogramas Omnidireccional y Horizontal/Vertical Espacial Estacional	31
4.1.2 Validación Cruzada Estacional	34
4.1.3 Kriging Ordinario Espacial Estacional	35
4.1.4 Co-Kriging Espacial Estacional	38
4.1.5 Kriging Regresivo Espacial Estacional	44
4.2 Sección Diaria	48
4.2.1 Variograma diario por estación y aplicación de vecindad móvil	48
4.2.2 Variogramas Omni-Temporal y Omni-Espacial Diario	51
4.2.3 Variogramas Espacio Temporal Diario	52
4.2.3 Kriging Ordinario Espacio Temporal Diario	53
4.3 Comparación con CR2MET	55
4.3.1 Comparación a Nivel Estacional	55
4.3.2 Comparación a Nivel Diario	59
5. Discusión	63
5.1 Discusión Estacional	63

5.2 Discusión Diaria	65
6. Conclusión	68
7. Bibliografía	69
Anexos	74
Anexo A: Variogramas espaciales de temperatura	74
Anexo B: Variogramas espaciales de precipitación	78
Anexo C: Kriging Ordinario de Temperatura, años 2014 a 2017	82
Anexo D: Kriging Ordinario de Precipitación, años 2014 a 2017	84
Anexo E: Variogramas Cruzados de Temperatura y Altura, años 2014 a 2017	86
Anexo F: Variogramas Cruzados de Precipitación y Altura, años 2014 a 2017	88
Anexo G: Co-Kriging de Temperatura, años 2014 a 2017	90
Anexo H: Co-Kriging de Precipitación para los años 2014 a 2017	92
Anexo J: Kriging Regresivo de Temperatura, años 2014 a 2017	94
Anexo I: Kriging Regresivo de Precipitación, años 2014 a 2017	96
Anexo K: Variogramas temporales, espaciales y espacio temporales a nivel diario, año 2014 a 2017	98
Anexo L: Kriging Ordinario Espacio Temporal de temperatura para los años 2014 a 2017	101
Anexo M: Kriging Ordinario Espacio Temporal de Precipitación para los años 2014 a 2017	105
Anexo N: Diagramas de caja de modelos estacionales para los años 2014 a 2017	109
Anexo O: Comparación de estimación diaria de temperatura y precipitación, años 2014 a 2017	117

1. Introducción

La caracterización de la temperatura y precipitación en el espacio y el tiempo es fundamental para poder realizar una buena gestión de los recursos hídricos (Dussaubat, 2005), siendo necesarias para la determinación de caudales para el diseño de obras hidráulicas, modelaciones hidrológicas que predicen futuras situaciones, tales como sequías o inundaciones, además de la realización de permisos ambientales, entre otros.

En la mayor parte de los casos la red de estaciones que miden dicha información es escasa, resultando insuficiente para representar la variabilidad espacial de las forzantes de temperatura y precipitación, principalmente esta última, cuya intensidad y frecuencia varía ampliamente a través de las diferentes áreas geográficas y períodos del año, incluso en la misma localización, los valores de precipitación pueden tener grandes cambios a través del tiempo (Vasiliki, 2019).

Los productos como CR2MET v2 (Boiser, 2018), RF-MEP v2 (Baez-Villanueva, 2020), IMERG v06B (Huffman, 2019), entre otros, han utilizado diversos métodos para poder realizar un análisis geoespacial de precipitación y/o temperatura, utilizando datos de reanálisis atmosféricos, datos locales de topografía y pluviometría, datos satelitales, entre otros, siempre con el propósito de poder entregar mejores resultados en diversas situaciones. Sin embargo, la resolución más fina que se tiene en la actualidad es cercana a 5 km (CR2MET v2 y RF-MEP v2), resolución que puede ser insuficiente para la aplicación del estudio.

De forma paralela se poseen los métodos geoestadísticos, los cuales son definidos como la estadística relacionada con los datos geográficos, permitiendo analizar y estimar los valores de una variable distribuida en el espacio o tiempo de forma continua (García, F., 2004), junto con permitir su ajuste de resolución a partir de la caracterización de sus datos geolocalizados. Esto presenta la oportunidad de explorar la generación de las estimaciones de las variables de temperatura y precipitación por medio de métodos geoestadísticos con el fin de obtener una resolución menor a la de los productos actuales.

Si bien en la actualidad existen productos grillados que abarcan todo el territorio nacional, para esta investigación se utilizará una zona de Chile Central que posea una alta densidad de estaciones meteorológicas, junto con un período de tiempo que tenga la mayor cantidad de estaciones activas, para así obtener estimaciones

con una alta correlación y demostrar la eficiencia de los métodos geoestadísticos para regionalización de las forzantes meteorológicas de temperatura y precipitación.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo principal

La investigación tiene como objetivo principal el desarrollo de un producto grillado de precipitación y temperatura media diaria en base a métodos geoestadísticos para la zona de estudio a una resolución más precisa en comparación a los productos existentes.

1.1.2 Objetivos específicos

El estudio posee los siguientes objetivos específicos, los cuales se desarrollan en el siguiente orden:

1. Realizar un análisis exploratorio de los datos de temperatura y precipitación disponibles en Chile Central, para así identificar sus propiedades estadísticas, tales como la estructura espacial y temporal de ambas variables.
2. Diseñar e implementar una metodología experimental que permita modelar las forzantes meteorológicas en estudio según los métodos geoestadísticos que proporcionen los mejores resultados del punto anterior.
3. Desarrollar, registrar y analizar los resultados obtenidos con la metodología utilizada en la investigación.

2. Marco teórico

2.1 Generalidades

2.1.1 Geoestadística

La geoestadística es la rama de la estadística encargada de caracterizar fenómenos espaciales, teniendo como objetivo el estudio de variables regionalizadas, las cuales cambian irregularmente en un dominio, pero son capaces de presentar cierta continuidad espacial en un dominio limitado, mostrando tendencias similares en datos contiguos (Corral, 2010).

Las variables regionalizadas son una descripción matemática del fenómeno espacial, las cuales se pueden caracterizar por su naturaleza (discreta o continua), su dominio (denominado campo) y por su área o volumen donde será medida para el estudio, denominado soporte (Emery, 2011).

Por ejemplo, si existe un campo D donde se define la variable regionalizada, siendo $z(x)$ el valor de dicha variable mediante la elaboración de una variable aleatoria $Z(x)$ con $x \in D$. Además, si se tiene una familia de variables aleatorias $Z(x)$, $x \in D$ tales que recorren D , esta familia se denomina función aleatoria $F(z, x)$, las cuales se caracterizan por su distribución espacial, cumpliendo lo siguiente:

$$\forall i \in N, \forall x_i \in D, \forall z_i \in \mathbb{R}$$
$$F(z_1, \dots, z_i; x_1, \dots, x_i) = P(Z(x_1) < z_1, \dots, P(Z(x_i) < z_i) \quad (1)$$

Con P siendo la probabilidad del evento, N el conjunto de números naturales y \mathbb{R} de números reales.

Los estudios geoestadísticos buscan inferir la mayor cantidad de información de la distribución espacial de una variable regionalizada a partir de los datos disponibles. Sin embargo, esta variable regionalizada solo es producto de una función aleatoria, cuya realización se conoce en algunos sitios de muestreo. Por este motivo se recurre a la hipótesis de estacionariedad, la cual supone que los valores que se encuentran en las diferentes regiones del campo presentan las

mismas características, por lo que se pueden considerar como distintas realizaciones del mismo proceso de la función aleatoria, es decir, la función es invariante por traslación (Emery, 2011).

Sabiendo dicha hipótesis, se suele recurrir a los momentos estadísticos con el fin de describir la distribución de la variable. Sea la variable aleatoria $Z(x)$ y h la distancia existente entre dos puntos, se describen los momentos de la siguiente manera.

- Momentos de primer orden:
 - Esperanza: $\mu(x) = E[Z(x)]$

- Momentos de segundo orden:
 - Varianza: $\sigma^2(x) = \text{var}[Z(x)] = E[Z(x)^2] - m(x)^2$
 - Covarianza: $C(h) = \text{cov}[Z(x+h), Z(x)] = E[Z(x+h)Z(x)] - m(x+h)m(x)$
 - Variograma: $\gamma(h) = 0,5\text{var}[Z(x+h) - Z(x)]$

El último momento de segundo orden, al ser expandido según la definición de varianza y esperanza, obtiene la siguiente forma del variograma:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2|N(h)|} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (2)$$

Donde $|N(h)|$ es el número de pares distintos cuyos elementos están separados por una distancia h .

El variograma posee un peso mayor al resto de los momentos, siendo la herramienta geoestadística más importante en la determinación de la correlación de una variable regionalizada, instruyendo como la variable cambia en el dominio según la distancia sobre cada punto (Emery, 2011).

Por lo tanto, antes de realizar un estudio geoestadístico, es necesario desarrollar una etapa del estudio exploratorio de datos y otra sobre el estudio variográfico de

la variable regionalizada. Por un lado, el estudio exploratorio pretende conocer el campo y las características de los datos, identificando los posibles problemas que estos poseen para el estudio geoestadístico por venir. En esta fase, es común el uso de mapas e histogramas para apreciar la distribución de los datos. Además de esto, para el caso de forzantes meteorológicas, es conveniente el conocimiento del clima de la zona de estudio a través de climogramas.

Por otro lado, el estudio variográfico busca la caracterización de la estructura espacial de la variable regionalizada, graficando la posible correlación en el espacio a través de la función variograma descrita previamente. Es decir, se indican las diferencias entre valores de la variable regionalizada para dos puntos del dominio.

Existen dos tipos de variogramas: primero se encuentra el variograma experimental, el cual se calcula en el dominio de la variable y puede ser dirigido en diferentes direcciones en el espacio para un vector de distancia h , suponiendo algunas tolerancias en su eje perpendicular. Sin embargo, este no puede usarse directamente, debido a que está incompleto al ser definido solo para ciertas distancias y direcciones. Ante esto, se encuentra el variograma teórico, el cual corresponde a la utilización de una serie de modelos en torno al variograma experimental, donde se interpreta la continuidad espacial de la variable de la manera más adecuada. La relación existente entre el variograma experimental y teórico se presenta en la Figura 1.

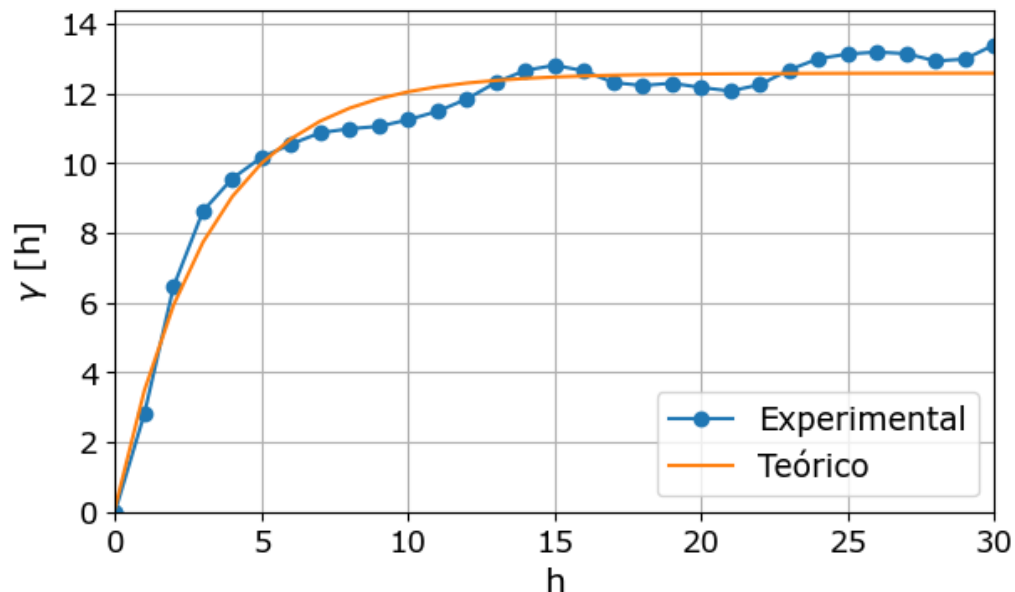


Figura 1: Variograma experimental y teórico.

Asimismo, al observar el dominio donde se encuentra la variable, el variograma experimental depende de la dirección en la que se encuentra dirigido, puesto que la forzante no necesariamente posee el mismo comportamiento en todas las direcciones. Con el fin de representar de manera óptima las forzantes de temperatura y precipitación en el espacio, se utilizaron dos tipos de variogramas experimentales: El primero corresponde al variograma omnidireccional, el cual posee una tolerancia angular de 90° , es decir, que cubre todo el espacio. Mientras que el segundo variograma calculado es uno conformado por dos subvariogramas, los cuales apuntan en la dirección norte y dirección este con una tolerancia angular de 25° , el cual es llamado como variograma “horizontal/vertical”.

Una vez realizado el análisis exploratorio de los datos y conocida la estructura espacial de la variable regionalizada, se realiza el estudio geoestadístico para la predicción de la variable, que se obtiene a través de los métodos de Kriging, los cuales poseen las siguientes propiedades.

- Estimación insesgada: El error de estimación posee esperanza nula.
- Varianza mínima: El error de estimación tiene varianza mínima.
- Interpolación exacta: La estimación de un lugar con dato es igual al valor del dato, con varianza de Kriging nula.

Sin embargo, los métodos de Kriging presentan ciertas limitaciones; su precisión depende solamente de su variograma, por lo que, dependiendo de la configuración angular utilizada, puede o no mostrar las zonas de variabilidad del terreno en estudio. Junto con esto, los métodos de Kriging presentan una subestimación de los valores altos y una sobreestimación de los valores bajos, generando problemas en casos donde los valores se alejen demasiado de las medias, efecto que posee el nombre de suavizamiento (Corral, 2010).

Queda destacar que cada método está asociado a un sistema matricial lineal dependiente de los variogramas a utilizar. Al mismo tiempo, cada uno está influenciado por parámetros como el radio de búsqueda e influencia, los parámetros a utilizar, la vecindad existente, y la relevancia añadida según la distancia (Corral, 2010). Los métodos de Kriging que serán utilizados en este trabajo son descritos brevemente a continuación.

1. Kriging Ordinario.

Método geoestadístico utilizado desconociendo el valor promedio de la variable regionalizada, teniendo en cuenta la configuración geométrica y la estructura espacial de la regionalización. Por lo tanto, el Kriging equivale a encontrar el mejor estimador insesgado (Z^*) en un punto no conocido (x_0), siendo una combinación lineal de los valores observados.

$$Z^*(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (3)$$

Donde λ_i , $i = 1, \dots, n$ es un conjunto de coeficientes donde a cada muestra vecina se le asigna un valor de relevancia, siendo mayores para muestras más cercanas, y va disminuyendo a medida de una mayor distancia. Para este método apreciamos que se necesita solamente la función variograma $\gamma(h)$, la cual es modelada en función de todos los datos que se tienen de la variable (Matheron, G., 1963).

2. Co-Kriging.

El Co-Kriging se define como la versión multivariable del Kriging, donde se busca estimar el valor de una forzante en función de los datos de esta misma y de otras forzantes correlacionadas, para así ser capaces de representar una variable respecto a otra variable. Para la puesta en marcha de este método son necesarios los modelos variográficos de cada variable a utilizar, así como los variogramas cruzados entre estas variables, el cual es definido de la siguiente manera:

$$\gamma_{12}(h) = \frac{1}{2} cov[Z_1(x+h) - Z_1(x), Z_2(x+h) - Z_2(x)] \quad (4)$$

Por lo tanto, el Co-Kriging, al igual que el Kriging, buscan las mejores estimaciones insesgadas para una variable a través de sus mismos datos y las de otras variables a través de la siguiente forma:

$$Z_{i_0}^*(x_0) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{n_i} \lambda_j^i Z_i(x_j^i) \quad (5)$$

Donde λ_j^i , $i = 1, \dots, N$ y $j = 1, \dots, n_i$ es conjunto de coeficientes donde a cada muestra vecina se le asigna un valor de relevancia, dependiendo de cada i -ésimo punto de la variable principal a través de la j -ésima variable secundaria (Matheron, G., 1963).

3. Kriging Regresivo.

El Kriging regresivo, a diferencia del Kriging ordinario y del Co-Kriging, define la media de la variable regionalizada como una función $\mu(s)$, donde s es un punto del dominio. Esta función corresponde a una regresión dependiente de las características de las variables auxiliares en el dominio D (Matheron, G., 1963). Una posible representación de la media se muestra en la Figura 2.

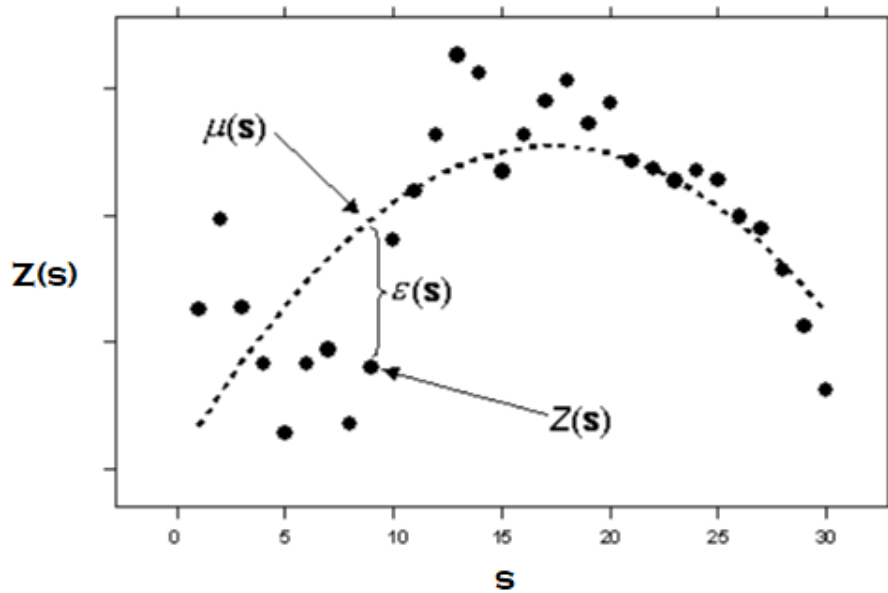


Figura 2: Representación Kriging Regresivo. Fuente: Esri ArcGIS Desktop.

Se aprecia en la figura anterior que la diferencia existente entre el valor real de la variable $Z(s)$ y la media $\mu(s)$ son los residuos $\epsilon(s)$. Por ende, al momento de querer conocer la estimación en un punto $Z(s)$, se puede estimar como la suma de

la media $\mu(s)$ y los residuos $\varepsilon(s)$, estos últimos calculados a través de un Kriging ordinario (Kriging de residuos).

$$Z(x) = \mu(x) + \varepsilon(x) \quad (6)$$

Cabe señalar que el Kriging regresivo posee parentesco con otros métodos, tales como el Kriging Universal o el Kriging con Deriva Externa, los cuales varían solamente en el método de obtención de la media y los residuos. En efecto, en el caso del Kriging Universal y el Kriging con deriva externa, la media y los residuos se calculan a la vez. Mientras tanto, el Kriging Regresivo realiza sus estimaciones de manera independiente, además, la media del Kriging Universal depende solamente de las coordenadas (Ahmed, S., 1987).

Para el uso del Kriging regresivo primero es necesario la utilización de un modelo de regresión que sea capaz de definir la media $\mu(s)$, ante lo cual se pone énfasis en los modelos explicados en la Tabla 1.

Tabla 1: Modelos de regresión.

Modelo	Descripción
Random Forest	Algoritmo desarrollado por Breiman y Cutler (2001), donde tiene la ejecución de múltiples árboles de decisión utilizando la relación entre variables independientes y dependientes (Baez-Villanueva, O., 2020), teniendo mejoras y una mayor eficiencia en técnicas de aprendizaje automático en comparación a árboles individuales (Li, X., 2013)
Regresión Lineal	Utilizado por primera vez por Gauss (1809), se asume una relación lineal entre las variables, pudiendo representar a la variable a estimar a través de una combinación lineal entre las variables de entrada, siendo uno de los algoritmos más utilizados en estadística (Seal, H. L., 2016).
Regresión Ridge	Técnica de modelación que permite analizar datos que sufren multicolinealidad en una regresión múltiple. Este modelo evita el sobreajuste al ignorar estimadores imparciales, añadiendo un término que controla los valores de los parámetros de la regresión lineal para obtener estimaciones razonablemente confiables respecto a los valores reales. (Hoerl, A. E., 1970).

Por otra parte, se tiene que toda la estructura de variabilidad obtenida a partir de los métodos de Kriging son caracterizadas por la función variograma (Olmo, M., 2005), ante esto es necesaria la evaluación de los resultados a obtener con cada variograma, lo cual se produce a través del método de validación cruzada “leave

one out” (Geisser, 1975; Browne, 2000), método que se aplica comúnmente en geoestadística, por ejemplo, Varentsov (2020), donde utiliza la validación cruzada sobre 10 métodos de Kriging distintos para conocer sus errores y calidad en la costa occidental de Noruega.

El método de validación cruzada consiste en descartar sucesivamente cada dato de la modelación y utilizarlo para su misma validación. Dicha metodología resulta adecuada debido a que no es necesario reservar datos para la validación, siendo idóneo sobre una escasez de datos. Esto permite elegir el modelo variográfico que presenta mejores estadísticos de su error, tales como el error medio (μ) y la desviación estándar (σ).

2.1.2 Elementos estadísticos

Por otro lado, alejándose de los métodos geoestadísticos, existen ciertos elementos estadísticos que son utilizados en esta memoria, los cuales se introducen a continuación.

En primer lugar, se tiene la vecindad o promedio móvil, el cual es un método de suavizamiento utilizado para describir la tendencia de la serie de una variable (Ríos, G., 2008). Este consiste en fijar un número k y calcular los promedios de todos los grupos k de manera consecutiva de la serie. Así se obtiene una nueva serie suavizada por promedios móviles de orden k , anulando variaciones aleatorias y aumentando la visualización de su correlación. La fórmula para el cálculo de la vecindad móvil, por ejemplo, para el caso de la precipitación, es la siguiente.

$$V_i = \frac{Pp_{i-k} + Pp_{i-k+1} + \dots + Pp_i + Pp_{i+1} + \dots + Pp_{i+k}}{2k + 1} \quad (7)$$

Donde V_i es la vecindad móvil i , Pp_i es la precipitación diaria i , $i = 1, \dots, n$, y k es el orden de la vecindad. Junto con la vecindad móvil, se utiliza en la investigación la desagregación de dicho promedio, para así obtener los valores brutos de la variable, al estimar los días en los que la precipitación diaria afecta a la vecindad móvil, se obtiene la siguiente fórmula.

$$Pp_i = \frac{V_{i-k} + 2V_{i-k+1} + \dots + (k+1)V_i + \dots + 2V_{i+k-1} + V_{i+k}}{(k+1)^2} \quad (8)$$

En efecto, en la desagregación se utilizan todos aquellos promedios que son influenciados por el día i , ante lo cual, si bien se obtiene la precipitación bruta, no posee los valores exactos que se tienen previo a la utilización de la vecindad móvil.

Finalmente, para las estimaciones de las variables de temperatura y precipitación obtenidas, es necesaria su comparación a través de estadísticos, para lo cual se utilizan los siguientes:

- Error medio absoluto MAE:
Medida común del error de estimación en un análisis de una serie, la cual enseña el error medio de una serie estimada. La medición se realiza de la siguiente manera.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |x_i - \hat{x}_i|}{N} \quad (9)$$

Donde x_i son las observaciones de la serie; \hat{x}_i es la serie estimada; y N es el número de datos observados (Wilks, S. S. 1964).

- Coeficiente de determinación R^2 :
Medida de ajuste de una regresión. Si el valor de acerca a 0 no presenta un buen ajuste, mientras que si se acerca a 1 el ajuste es idóneo, viene dado por la siguiente fórmula.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x}_i)^2} \quad (10)$$

Donde x_i son las observaciones de la serie; \hat{x}_i es la serie estimada; \bar{x}_i es la serie promedio (Pearson, K., 1909).

- Probabilidad de detección POD:
Estadístico que calcula qué tan a menudo el producto estima un evento de precipitación en función de lo observado (Baez-Villanueva, 2020). La estimación se produce con la siguiente fórmula.

$$POD = \frac{H}{H + M} \quad (11)$$

Donde H son las veces que el modelo y la observación presentan un evento (Hit), y M son las veces que el modelo no presenta el evento observado (Miss).

- Probabilidad de falsa alarma FAR:
Medida que indica la fracción de eventos donde el producto estima erróneamente un suceso (Baez-Villanueva, 2020).

$$FAR = \frac{F}{H + F} \quad (12)$$

Donde F son las veces en donde el modelo presenta un evento no observado (False Alarm) y H son las veces que el modelo y la observación presentan un evento (Hit).

2.2. Estudios Previos

Hoy en día, el uso de métodos geoestadísticos ha sido difundido para analizar la variabilidad espacial de diversas forzantes hidrometeorológicas. En esta subsección, se presenta una síntesis de los avances para la utilización de métodos geoestadísticos y la comprensión de las forzantes de precipitación y temperatura.

Un estudio de relevancia para este trabajo es el realizado por Solange Dussaubat (2005), donde al caracterizar la variabilidad espacial de eventos de precipitación por Kriging en la zona cordillerana de la hoya del río Maule, se expone que el método de Kriging con Deriva Externa influenciada por el efecto orográfico es factible y práctico para estimar la precipitación en zonas montañosas,

especialmente para zonas donde evidencien comportamientos no estacionarios. Mientras que, en eventos que presentan estacionariedad, es apropiado utilizar Kriging ordinario. Junto con esto, en el estudio se presenta una baja densidad de estaciones meteorológicas, necesitando utilizar el modelo de pronóstico del tiempo MM5-DGF. Con esto el alcance del variograma experimental obtenido es de aproximadamente 30 km. Sin embargo, la inferencia del variograma para distancias inferiores a 15 km resulta inviable. A pesar de esto, la validación cruzada de este estadístico fue aceptable, obteniendo un Error Medio de 0,032 y Coeficiente de Correlación de 0,532.

Otro estudio relacionado a la estimación de la precipitación es el realizado por Castro (2014) en la región del Bio-Bio, donde concluyeron que al incorporar la dirección del viento a la modelación de una regresión lineal se puede reducir la magnitud y dispersión de los errores, incluso en lluvias esporádicas, las cuales son especialmente discontinuas. Además, indicaron que otras covariables predictoras hidrometeorológicas que pueden ser de interés son la velocidad del viento y la humedad relativa, puesto que afectan el ascenso de las masas de aire, el único problema para utilizar estas covariables es que la escasez de estos datos es mayor que la de las estaciones de precipitación, por lo que la información que se tenía no era capaz de abarcar toda la región.

Al igual que Castro (2014), Daly (2017) corroboró la importancia del viento, encontrando una “zona de descarga” generada por el arrastre de los hidrometeoros por los vientos acelerados por las brechas que se producen en la zona cordillerana de Carolina del Norte, EUA. Dicha característica fue agregada por medio del Kriging de residuos. Otro punto de importancia que menciona Daly (2017) es la mala ubicación de las estaciones, las cuales, si tienen un problema en coordenadas, podrían duplicar el MAE de la precipitación anual, siendo peor el resultado si dichas estaciones que tengan problemas estén en un terreno de alta variación orográfica.

Por otro lado, uno de los productos grillados de mayor importancia en el territorio nacional corresponde a CR2MET (Boiser, J. P., 2018), desarrollado por el Centro de Ciencia del Clima y la Resiliencia para aliviar las incertidumbres en las condiciones climáticas que se presentan en una gran parte de las cuencas de Chile. Para su producción se utilizan estadísticas de la precipitación proporcionadas por el reanálisis ERA-Interim (Dee, D. P., 2011), calibrándolo con la red nacional de pluviómetros actualizada, junto con un ajuste de interpolación según la climatología y variabilidad temporal en cada región cerca de cada pluviómetro en el caso de la precipitación.

CR2MET ha sido utilizado en Chile para diversos estudios hidrológicos, tales como la base de datos CAMELS-CL (Álvarez-Garreton, C., 2018), en la actualización del balance hídrico nacional (DGA, 2017), entre otros (Castro, L., 2019; González, M., 2020; Sanhueza, P. I., 2020). Para la presente investigación se utiliza el producto grillado a nivel estacional y a nivel diario. En la Figura 3 y Figura 4 se presentan el mapa de temperatura y precipitación estacional para el año 2013 respectivamente, mientras que en la Figura 5 se muestra el producto a nivel diario para el mismo año.

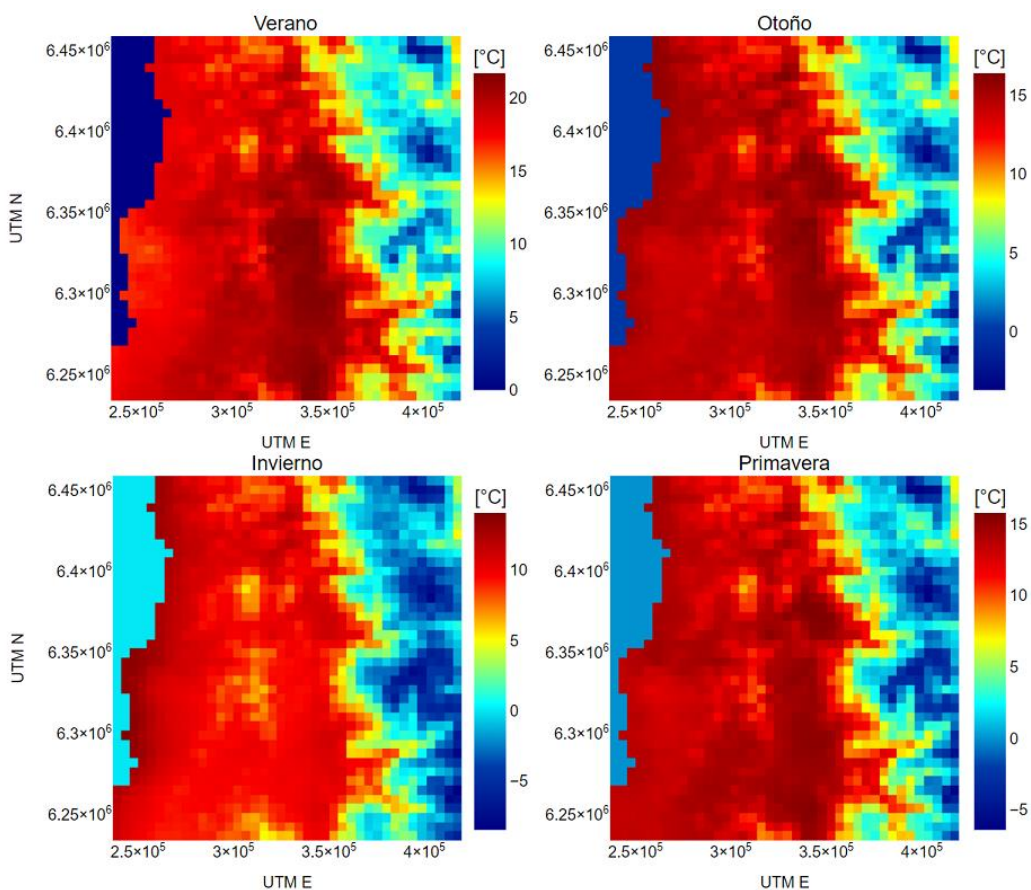


Figura 3: Producto CR2MET para temperatura estacional en zona de estudio, año 2013.

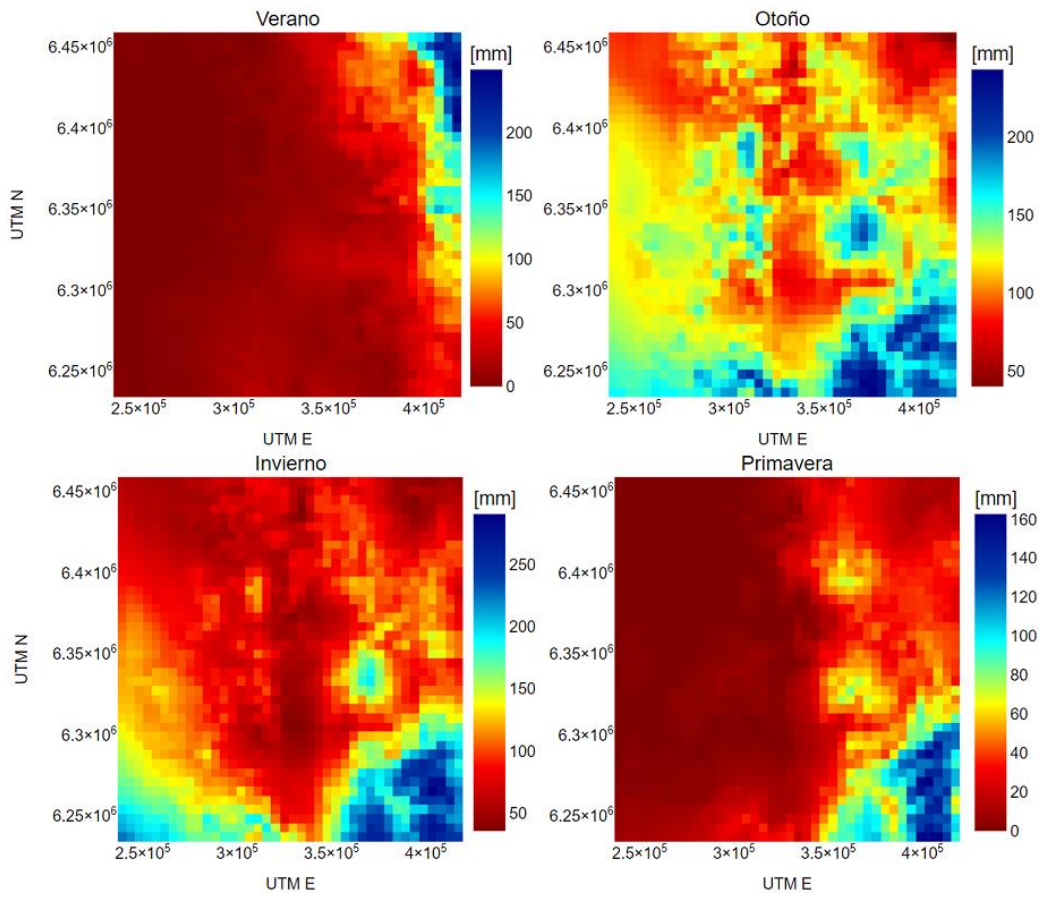


Figura 4: Producto CR2MET para precipitación estacional en zona de estudio, año 2013.

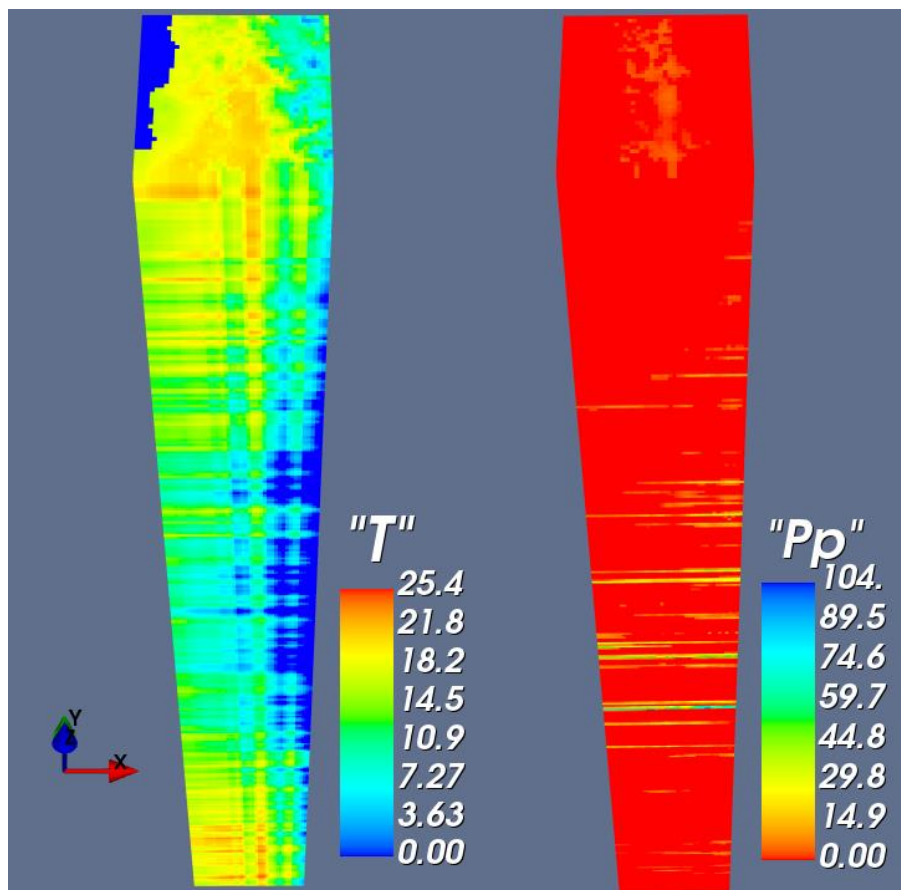


Figura 5: Producto CR2MET para temperatura y precipitación diaria en zona de estudio, año 2013.

Al igual como en las Figura 3 y Figura 4, en esta memoria se abarca un estudio a nivel estacional, calculando mapas de precipitación acumulada y temperatura media para cada estación de cada año. Un trabajo similar es el realizado por Maglione (2019) en la provincia de Santa Cruz, Argentina, donde se construyen mapas de precipitación acumulada anuales a partir de distintos métodos de interpolación, tales como el método de Cressman (1959), método IDW por Shepard (1968), método de Barnes (1964) y Kriging ordinario, obteniendo que este último obtiene los menores valores de MAE, RSME y MAPE en los tres tamaños de grilla utilizados (1° , $0,75^\circ$ y $0,5^\circ$), concluyendo que el mapa de Kriging posee la mayor precisión.

Se ha corroborado los beneficios del Kriging de varias maneras, Maglione (2019) afirma que los métodos estocásticos, tales como el Kriging, poseen la ventaja sobre otros métodos en generar superficies de incertidumbre o error que describen la calidad de la predicción. Sin embargo, es necesario tener un claro conocimiento espacial del fenómeno representado, tales como la estacionariedad, la

independencia espacial, la isotropía, la densidad de estaciones, entre otros que puedan caracterizar la variable. Infiriendo que no siempre el método de Kriging será la mejor opción para la modelación de una variable.

Una covariable importante en el estudio de las forzantes de la precipitación y temperatura es el relieve de la zona, ya que, según la investigación realizada por Vasiliki (2019) en la isla de Creta, Grecia, los parámetros geográficos están fuertemente correlacionados con la precipitación, afectando tanto a su intensidad como a su distribución espacial. Para llegar a esa conclusión, realizó un modelo de regresión lineal para la precipitación utilizando como parámetros la localización y la elevación, obteniendo un coeficiente de determinación R^2 oscilando entre el 46 y 83% para todos los años en el período (1948 a 2011).

En efecto, para las zonas que no se tenían mediciones de precipitación, Vasiliki (2019) opta por la utilización de Kriging Regresivo con tendencia topográfica, el cual es mejor que el Kriging Ordinario, confirmando por la medición de desempeño mediante validación cruzada. Vasiliki (2019) afirma que la evolución natural de su trabajo es extender el método de Kriging mediante la construcción de un modelo espacio temporal, el cual deberá ser capaz de manejar los valores discontinuos de precipitación, lo cual es abarcado en esta memoria más adelante.

En el caso de la temperatura, Varentsov (2020), realiza un mapeo de la temperatura en dominios complejos física y topográficamente. Para ello, se realizaron 10 métodos de Kriging, utilizando el Kriging Ordinario, Kriging Regresivo, y la incorporación de los resultados del modelo LES PALM, el cual es un sistema de modelación meteorológica de última generación para el estudio de la variación de capas límites atmosféricas y oceánicas, siendo capaz de agregar la resolución de turbulencias.

Varentsov (2020) concluye que los mapas de temperatura mejoran ante métodos de Kriging más sofisticados, esto es en la utilización de los resultados de LES PALM, tanto para el cálculo del variograma como para la deriva externa. Asimismo, la calidad de los mapas de temperatura es desigual geográficamente, teniendo que un campo de temperatura posee mejor construcción con un método, mientras que otro método es mejor en otra área, por lo que sería provechoso la ponderación de diferentes mapas para mejorar aún más la reconstrucción de la zona en estudio.

Un estudio a nivel espacio temporal fue el realizado por Rahmawati (2020) en la Isla de Bali, Indonesia. Donde al querer estimar la precipitación a nivel espacial sobre los días registrados con lluvia, se utiliza un variograma espacio temporal de 3 días seguidos de precipitación. Con dicho variograma se calcula un Kriging Ordinario y una serie de Kriging Regresivo con distintos modelos de predicción climática como variables adicionales.

A partir de ello, Rahmawati (2020) concluye que el Kriging Regresivo posee un mejor comportamiento en la estimación de precipitación según la validación cruzada y sus errores medios, lo cual indica que la grilla de precipitación diaria necesita información de precipitación satelital para mejorar la estimación de la variable de precipitación. Además, se obtienen mejores estadísticos si los modelos de predicción climática poseen una resolución más fina.

Además del variograma, los datos grillados juegan un rol fundamental para representar las variables hidrometeorológicas. Además del producto CR2MET ya analizado, Schumacher (2020) estudia el desempeño de cinco conjuntos de datos cuadriculados en (GPCP, GPCC, CRU, ERA-I y MERRA2) en la alta cordillera chilena, donde indica que la capacidad para representar las variables es inestable, debido en parte a una baja resolución espacial, lo que conduce a una tergiversación de la compleja topografía en Chile, principalmente en la Cordillera de Los Andes. Esto es debido a que dichos modelos están diseñados para trabajar en grandes áreas, siendo difícil su utilización para estudios de carácter local.

3. Zona de estudio y Metodología

3.1 Definición Zona de Estudio

La zona escogida para aplicación de los métodos geoestadísticos y generación del producto se encuentra entre las latitudes 32° S y 34° S, ubicándose específicamente en la región de Valparaíso y en la mayor parte de la región Metropolitana, la zona de estudio se ilustra en la Figura 6.

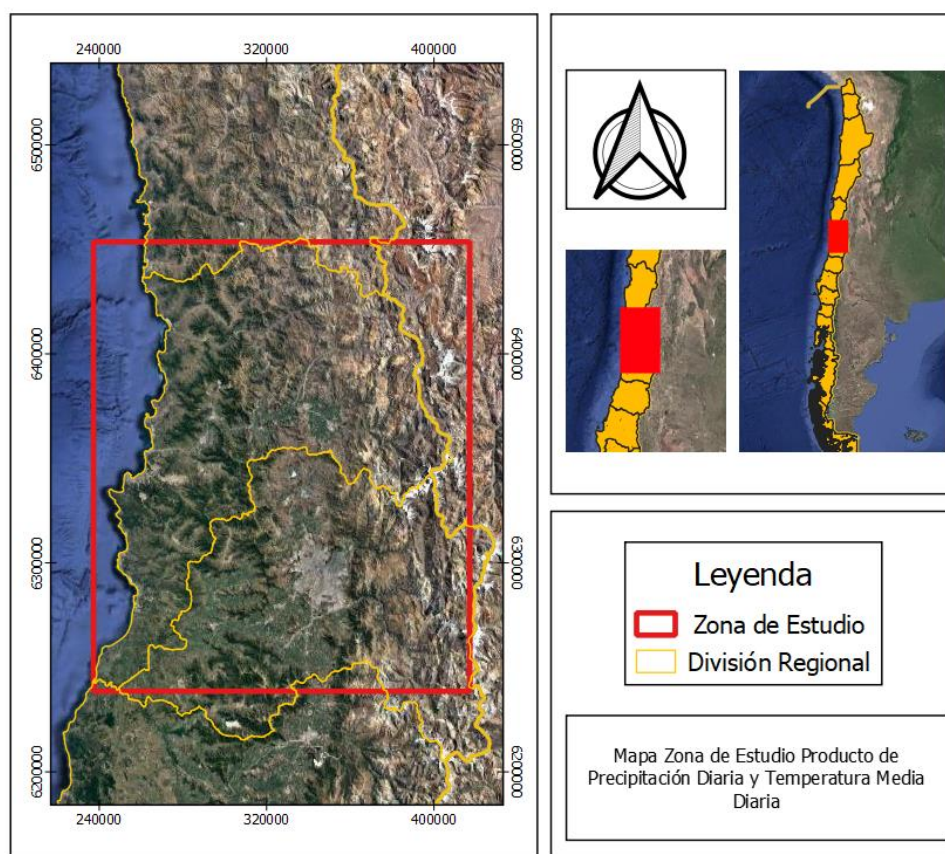


Figura 6: Ubicación zona de estudio.

La zona de análisis abarca desde el océano Pacífico hasta la Cordillera de Los Andes, cubriendo un área aproximada de 38.666 km², conteniendo todas las unidades de relieve características del país, siendo estas la Cordillera de Los Andes, la Depresión Intermedia, la Cordillera de la Costa y las Planicies Litorales. La cota máxima existente en la zona es de 6.778 m.s.n.m., ubicada en la

Cordillera de Los Andes, para luego disminuir hasta la cota 0. Además, en esta área se abarcan ciudades de suma importancia, tal como la capital del país.

Esta zona cuenta con 133 estaciones de precipitación y 41 estaciones de temperatura, tanto activas como inactivas, pertenecientes a la Dirección General de Aguas (DGA) y a la Dirección Meteorológica de Chile (DMC). Dado esto, se busca el espacio temporal donde se posea la mayor cantidad de información para ambas variables, optando por el espacio comprendido entre los años 2013 y 2017, donde se tienen 106 estaciones de precipitación y 24 estaciones de temperatura activas. Además, debido a la poca disponibilidad de estaciones de temperatura activas, se opta por agregar estaciones pertenecientes a Red Agroclimática Nacional (AGROMET), con lo que se obtienen 28 estaciones para esta variable, repartidas como se presenta en la Figura 7.

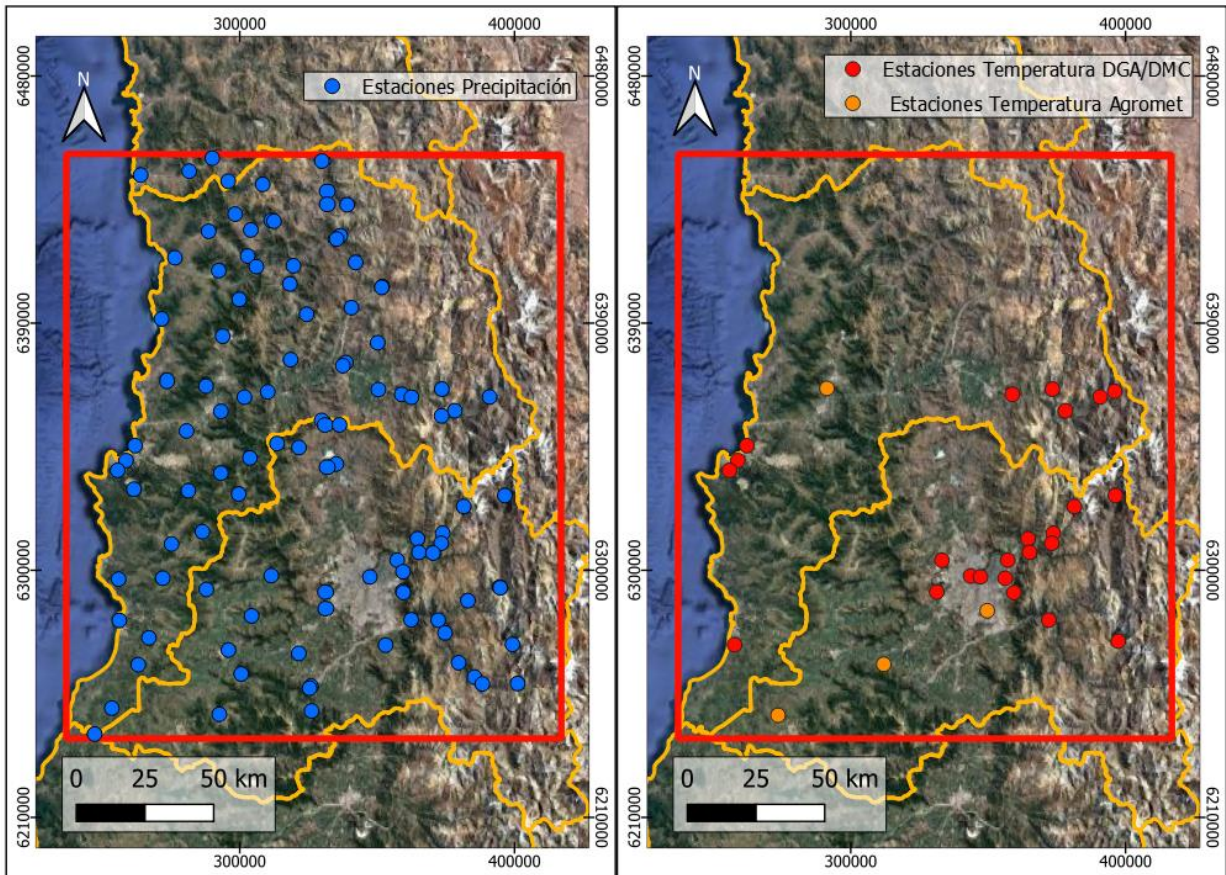


Figura 7: Estaciones de precipitación y temperatura en zona de estudio.

Finalmente, queda destacar que la información obtenida por las estaciones para la caracterización espacio temporal se encuentra de manera imparcial, existiendo fases con ausencia de datos tanto para la temperatura como para la precipitación. En la Tabla 2 se presentan los valores meteorológicos obtenidos de las estaciones en cada año, donde se observa una alta ausencia de datos de temperatura el primer año en estudio, lo cual se ve mitigado por un aumento en los años posteriores (sobre 85% desde mediados de 2014). Por otro lado, la precipitación presenta una alta cantidad de datos en el periodo 2014-2016, presentando valores bajos en los años 2013 (menor a 85%) y 2017 (menor a 25% en las últimas estaciones).

Tabla 2: Porcentaje de datos obtenidos para cada estación del período de estudio.

Año	Estación	Datos Temperatura	%	Datos Precipitación	%
2013	Ver	1.273	50,5%	8.226	86,2%
	Oto	1.370	53,8%	8.522	88,3%
	Inv	1.627	63,2%	8.725	89,5%
	Prim	1.873	72,7%	8.896	91,2%
2014	Ver	1.894	75,2%	8.686	91,0%
	Oto	2.196	86,2%	8.956	92,8%
	Inv	2.465	95,7%	9.263	95,0%
	Prim	2.504	97,2%	9.658	99,0%
2015	Ver	2.474	98,2%	9.346	98,0%
	Oto	2.539	99,6%	9.313	96,5%
	Inv	2.565	99,6%	9.266	95,0%
	Prim	2.487	96,5%	9.333	95,7%
2016	Ver	2.465	96,7%	8.757	90,8%
	Oto	2.470	96,9%	8.270	85,7%
	Inv	2.402	93,2%	8.870	91,0%
	Prim	2.346	91,1%	8.494	87,1%
2017	Ver	2.341	92,9%	8.711	91,3%
	Oto	2.361	92,7%	6.577	68,2%
	Inv	2.258	87,7%	2.173	22,3%
	Prim	2.290	88,9%	2.143	22,0%

3.2 Caracterización Climática

Las características climáticas existentes en Chile son variadas; en la zona de estudio se pueden distinguir cuatro tipos, descritos a continuación (Biblioteca del Congreso Nacional de Chile, 2020).

- Clima de estepa cálido: Se presenta al norte del río Aconcagua, donde comúnmente se presenta escasa humedad atmosférica y cielos despejados, presentando una fuerte oscilación térmica diaria. La temperatura media anual es de 15 °C, mientras que la precipitación ronda entre 150 y 200 mm al año.
- Clima templado mediterráneo costero: Ubicado en toda la costa de la zona hasta el interior de los valles. El océano posee un rol fundamental, mitigando la oscilación térmica y aumentando la humedad relativa, por lo que se posee una temperatura media anual de 14 °C y precipitaciones anuales que alcanzan los 450 mm.
- Clima templado mediterráneo cálido: Desarrollado al sur del río Aconcagua, se caracteriza por ser más seco y con una mayor variación térmica que la zona costera, presentándose inviernos templados y lluviosos, y veranos secos y calurosos o templados. La temperatura media anual es de 15,5 °C, mientras que las precipitaciones anuales van desde 250 mm a 300 mm, las cuales aumentan según se acercan a la Cordillera de Los Andes.
- Clima frío de altura: Ubicado en la Cordillera de Los Andes, este se encuentra sobre 3.000 m.s.n.m., existiendo un predominio de bajas temperaturas y precipitaciones sólidas.

Por tanto, al presentarse distintos climas en la región, es necesaria una interpretación más detallada de las variables de precipitación y temperatura, por lo cual se calcula la temperatura media mensual y la precipitación acumulada mensual a través de promedio simple en el periodo de estudio para las tres zonas que poseen mayores diferencias climatológicas, las que corresponden a la zona costera, a la depresión intermedia y a la cordillerana, obteniendo así para cada uno sus climogramas característicos, los cuales se pueden apreciar en la Figura 8 y se describen a continuación.

- Zona costera: Presenta una leve variación térmica, rondando en los 12 °C en invierno y los 17°C en verano, concentrando sus precipitaciones en la época invernal, las cuales son en promedio 40 mm por mes, teniendo su máximo en el mes de mayo.

- Zona de la depresión intermedia: posee una mayor variación térmica, llegando a tener 10 °C de diferencia entre estaciones. Además, la precipitación disminuye a un promedio de 22 mm en invierno, teniendo su máximo en el mes de agosto. Se llamará también como “zona del valle” en esta investigación.
- Zona cordillerana: caracterizada por bajas temperaturas, aproximándose a 0 °C en invierno y aumentando a 10 °C en verano. Las precipitaciones obtenidas son en promedio 50 mm por mes en la época invernal, lo cual se mantiene constante.

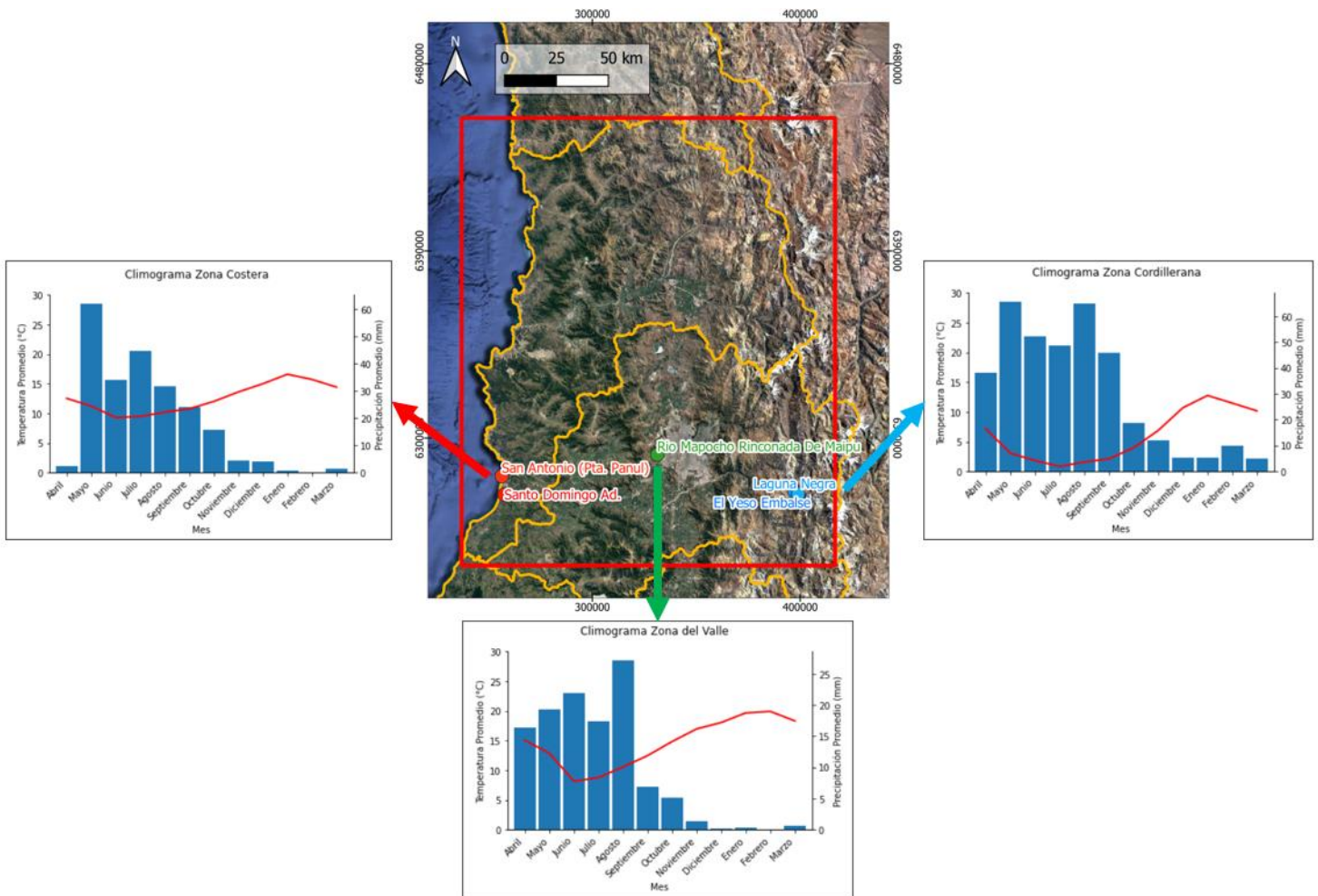


Figura 8: Climogramas.

Queda recalcar que el estudio se realiza durante la mega sequía del año 2010, donde se presenta un déficit de precipitaciones cercano al 30%, permaneciendo de manera ininterrumpida entre las regiones de Coquimbo y la Araucanía, junto con ser la década más cálida de los últimos 100 años (Garreaud, 2015).

4. Metodología

Para obtener la estimación de las variables regionalizadas de precipitación y temperatura, se utilizan los métodos geoestadísticos descritos en las páginas anteriores. Para lo cual se toman dos secciones o enfoques:

1. Sección estacional: Implementación de los métodos geoestadísticos y estimación de las forzantes para cada estación de cada año (desde verano 2013 a primavera 2017) en la zona de estudio. La descripción de esta sección se realiza en el punto 4.1.
2. Sección diaria: Estimación del valor de temperatura y precipitación para todos los días existentes entre los años 2013 y 2017. La descripción de esta sección se realiza en el punto 4.2.

4.1 Metodología sección estacional

La parte estacional se rige a través del diagrama del flujo descrito en la Figura 9, a continuación se describen cada uno de sus pasos.

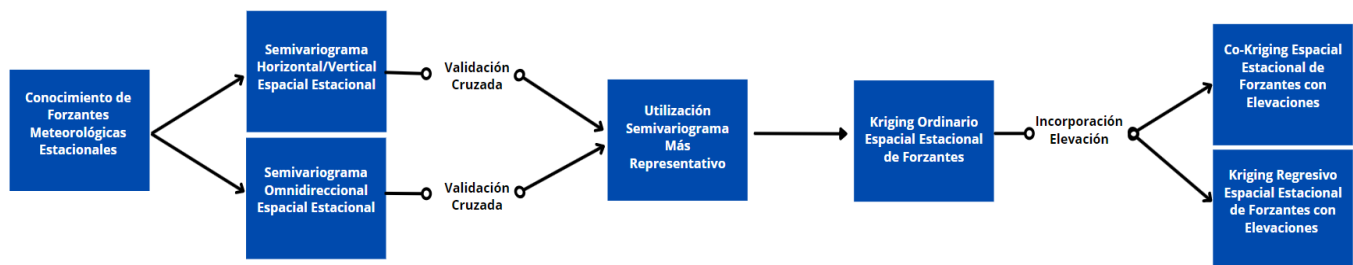


Figura 9: Diagrama de flujo, sección estacional.

- **Conocimiento de Forzantes Meteorológicas Estacionales:**
Se trabajan los datos crudos entregados por las estaciones, estructurando la temperatura media y precipitación acumulada para cada estación de cada año.
- **Variograma Omnidireccional y Horizontal/Vertical Espacial Estacional:**
Para comenzar a describir el comportamiento a nivel espacial de las forzantes, se calcularon los variogramas del tipo omnidireccional y horizontal/vertical para cada una de las estaciones del período de estudio.

Los variogramas calculados se realizan a través del *software* pd (Soto, F., 2017), el cual permite modelar recursos naturales a través de la estimación y simulación geoestadística. ANDES permite la administración y visualización de datos espaciales, análisis de datos exploratorios, análisis variográficos, modelos de bloque de Kriging y otros algoritmos. ANDES fue elaborado por el laboratorio de investigación ALGES (Advanced Laboratory for Geostatistical Supercomputing), cuya misión es la producción de herramientas científicas y tecnologías para la geociencia, minería, el sector público, entre otros.

Todos los variogramas espaciales calculados en este trabajo poseen una distancia elemental (paso o *lag*) de 5 km y una tolerancia en la distancia de 2,5 km. Además, cada variograma tiene un total de 20 pasos, llegando a tener información a 100 km de distancia. Estos parámetros son escogidos luego de probar distintas configuraciones, llegando a la conclusión de que esta composición de parámetros es capaz de caracterizar la correlación existente en las variables de temperatura y precipitación para la zona de estudio para una estimación a menor escala.

- Validación Cruzada Espacial:
Se utiliza el método de validación cruzada sobre la estimación espacial producida a través de los variogramas omnidireccionales y horizontales/verticales para cada estación de cada año. Por lo tanto, según los resultados de error medio (μ) y la desviación estándar (σ), se opta por aquel modelo que haya presentado menores errores en la medición.
- Kriging Ordinario Espacial Estacional de Forzantes:
Se calcula el Kriging Ordinario para cada estación a través de su respectivo variograma. Todos los métodos de Kriging que se utilizan en esta investigación se realizan en una grilla de 2,5 km, con el fin de obtener el producto a una resolución menor a la de los productos existentes. Además, el radio de influencia de cada dato conocido igual a 40 km, para así evitar que un dato afecte zonas donde no exista correlación.
- Incorporación de elevación:
Para concluir con el estudio estacional, se realiza la incorporación de elevación a través de un Modelo Digital de Elevación (DEM) entregado por SRTM, éste fue trabajado para que sus datos coincidan con la grilla de 2,5 km. La altura es incorporada a través de los siguientes métodos geoestadísticos.

- **Co-Kriging Espacial Estacional:**
El Co-Kriging efectúa su cálculo a través de un variograma cruzado, integrado entre el variograma de la forzante omnidireccional y el variograma de altura omnidireccional, este último creado a través de los datos de altura de las estaciones.
- **Kriging Regresivo Estacional Espacial:**
Para el Kriging Regresivo, la estimación de la media μ se obtiene a través de los modelos de regresión Random Forest, Linear Regression y Ridge Regression, mientras que los residuos que se consiguen del modelo se procesan a través de Kriging ordinario. Los modelos de regresión tienen como variable auxiliar en el dominio la altura obtenida previamente a través del DEM. El modelo escogido para representar el Kriging Regresivo es aquel que presente mejores estadísticos de error, observado a través del cálculo del MAE y del R^2 . Luego, para la obtención del Kriging sobre los residuos, el variograma a utilizar es calculado de manera automática por el paquete PyKrige de Python (Murphy, 2014).

4.1 Metodología sección diaria

En esta sección se caracterizan las variables de temperatura y precipitación a nivel diario en una escala espacio temporal. Para ello, se sigue el diagrama de flujo descrito en la Figura 10, para el cual se procede a describir cada uno de sus pasos a continuación.

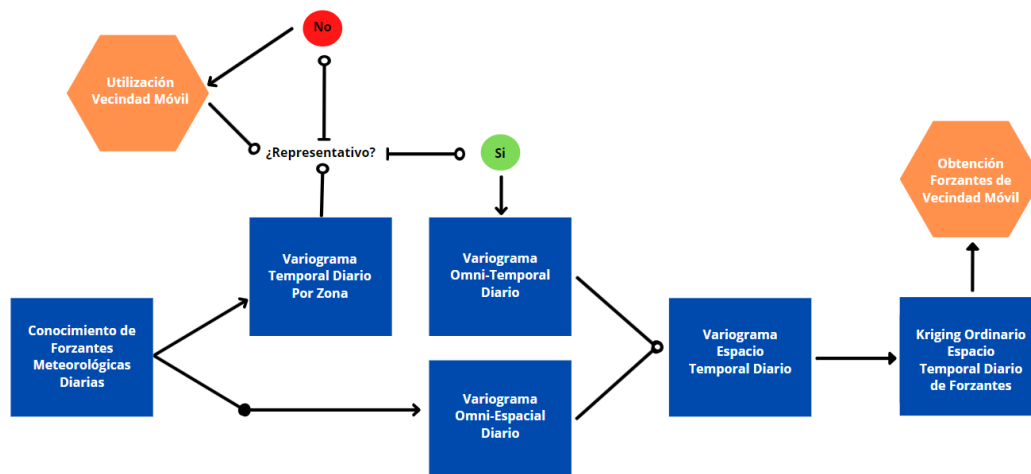


Figura 10: Diagrama de flujo, sección diaria.

- Conocimiento de Forzantes Meteorológicas Diarias:
Se trabajan los datos para obtener la temperatura y precipitación diaria de cada día de cada año.
- Variograma Temporal Diario por Zona:
Para comenzar el estudio de las características de las variables regionalizadas en su escala diaria, se realiza el modelo variográfico diario de temperatura y precipitación por estación. Para ello, se eligen 3 estaciones por variable, donde cada una es característica de una parte de la zona de estudio, la cual se divide en la zona costera, zona del valle central o depresión intermedia, y zona cordillerana. Las estaciones escogidas y sus coordenadas se presentan en la Tabla 3, junto con una representación gráfica en la Figura 11. A partir de estos variogramas se obtiene un primer alcance acerca del comportamiento de las variables a nivel temporal, lo cual indica si es necesario la utilización de una vecindad o promedio móvil.

Tabla 3: Estaciones en zona costera, valle, y cordillera para estudio diario.

Zona	Variable	Estación	UTM E	UTM N	Cota [m.s.n.m]
Costera	Temperatura	Santo Domingo	257580	6273029	80
	Precipitación	San Antonio	256352	6281910	75
Valle	Temperatura	Quinta Normal Santiago	343584	6298112	527
	Precipitación	R. M. Rinconada De Maipú	331236	6292236	440
Cordillera	Temperatura	Laguna Negra	397295	6274348	2.780
	Precipitación	El Yeso Embalse	399088	6273158	2.475

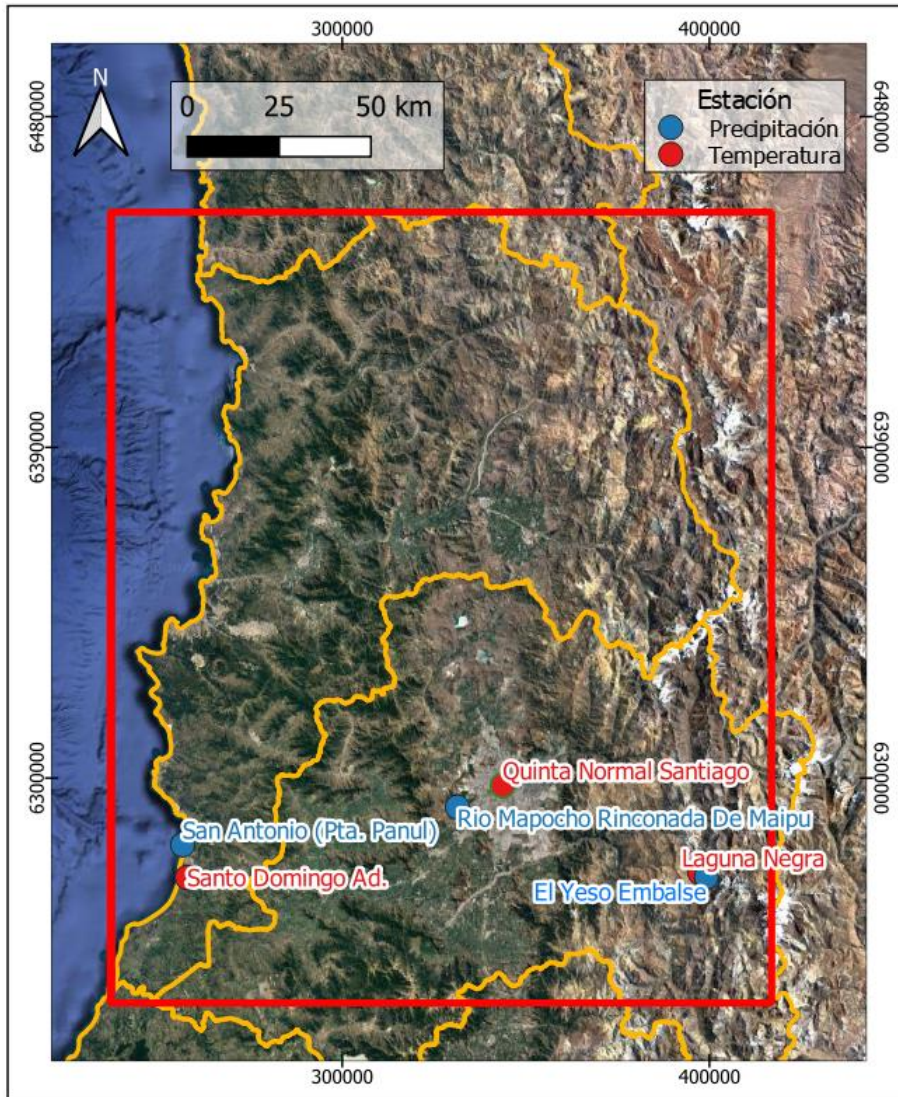


Figura 11: Ubicación estaciones en zona costera, valle, y cordillera para estudio diario.

- Utilización Vecindad Temporal Móvil:
Para la variable de precipitación es necesaria la utilización de la vecindad móvil, la cual es ajustada con valores de k entre 2 y 5, por lo que, a través del método de validación cruzada, se obtiene que el menor promedio de errores es con k igual a 2.

Por lo tanto, luego de este paso, los variogramas y métodos geoespaciales de estimación de precipitación son realizados a través de la vecindad móvil con k igual a 2, para así luego desagregar la vecindad y obtener el valor bruto de la precipitación diaria estimada en cada punto.

- Variograma Omni-Temporal y Omni-Espacial diario:
Para poder describir el comportamiento tanto espacial como temporal dentro de un día, se realizaron dos tipos de variogramas, uno con enfoque plenamente en el eje temporal, y otro enfocándose solamente en el eje espacial, representando la correlación existente en cada espacio.

En el caso temporal, se tiene que el *software* ANDES no está programado para la utilización de datos en el tiempo, por lo cual fue asignado el eje temporal como un eje espacial (eje z perpendicular al caso espacial). Por lo tanto, al asociar el tiempo a un paso espacial, se asigna el paso de un día a una distancia de 5 km, obteniendo información con los 20 pasos espaciales un total de 20 días.

- Variograma Espacio Temporal Diario:
Una vez que se calculan los variogramas de las forzantes de temperatura y precipitación tanto a nivel espacial como temporal, se procede a la estimación del variograma espacio temporal diario, el cual consiste en la combinación de los variogramas espacial y temporal.
- Kriging Ordinario Espacio Temporal Diario:
Se realiza el Kriging ordinario espacio temporal a nivel diario para cada uno de los años en estudio. Al igual que en el caso estacional, se ejecuta la estimación sobre una grilla de 2,5 km y con un radio de influencia de 40 km para la parte espacial. Mientras que, para el Kriging temporal, la grilla se realiza con un paso de 5 km y un radio de influencia de 10 km, para así poseer una grilla a nivel diario y un radio de influencia de 2 días. Los otros métodos geoestadísticos utilizados a nivel estacional no son utilizados a nivel diario por el alcance de este trabajo.
- Obtención de forzantes a partir de vecindad móvil:
Finalmente, una vez se obtiene la estimación de precipitación a nivel diario en la zona de estudio, se procede al cálculo de la precipitación bruta a partir de la vecindad móvil estimada, para realizarlo se utiliza la fórmula (8). Junto con esto, debido al efecto de continuidad de la vecindad móvil y al método de Kriging, se obtiene una alta suavización de la precipitación bruta, encontrándose días con precipitación decimal. Ante esto, se utiliza un factor j , definido de la siguiente manera.

$$PpFinal_i = j_i Pp_i$$

$$con j_i = \begin{cases} 1, & \text{si } Pp_i > 5 \text{ o } (Pp_i > 0 \text{ y } Pp_{i+1} > 0 \text{ y } Pp_{i+2} > 0) \\ 0, & \text{En caso contrario} \end{cases} \quad (9)$$

Al finalizar el trabajo a nivel espacial y espacio temporal, se comparan los resultados obtenidos con el producto grillado CR2MET v2, tanto para la precipitación como para la temperatura. Para el nivel estacional se calculan los diagramas de caja de estimación para cada modelo geoestadístico de cada estación de cada año. Mientras que para el caso espacio temporal se calcula el ciclo anual de todos los años para las estaciones de cada zona presentadas en la Tabla 3, las cuales son comparadas con las observaciones de la estación y el producto CR2MET a través de los estadísticos MAE, R², POD y FAR.

4. Resultados

En este capítulo se mostrarán los valores obtenidos para las secciones estacional y diaria de manera independiente para posteriormente comparar con el producto CR2MET.

4.1 Sección Estacional

4.1.1 Variogramas Omnidireccional y Horizontal/Vertical Espacial Estacional

Con el trabajo realizado con los datos de las estaciones de las forzantes, se modelan los variogramas de cada estación del año del periodo de estudio. A continuación se presentan los variogramas de temperatura y precipitación del tipo omnidireccional y horizontal/vertical correspondientes al año 2013, los variogramas del resto de los años se encuentran adjuntos en el Anexo A para la temperatura y en el Anexo B para la precipitación.

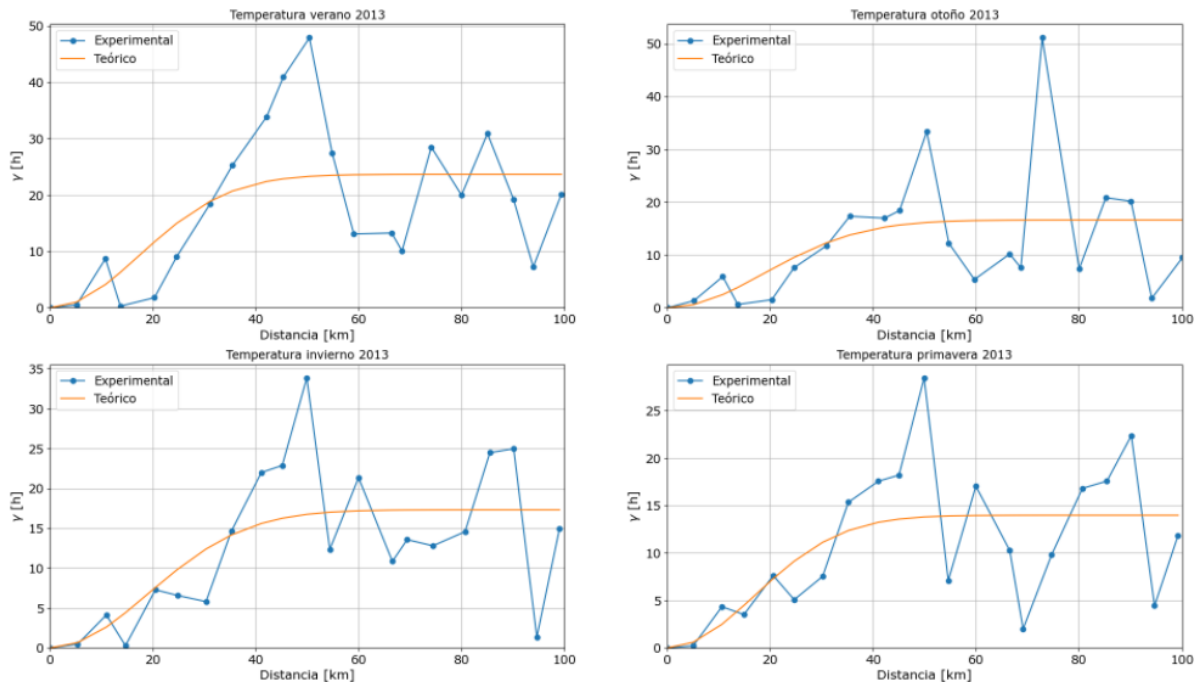


Figura 12: Variogramas de temperatura omnidireccional por estación, año 2013.

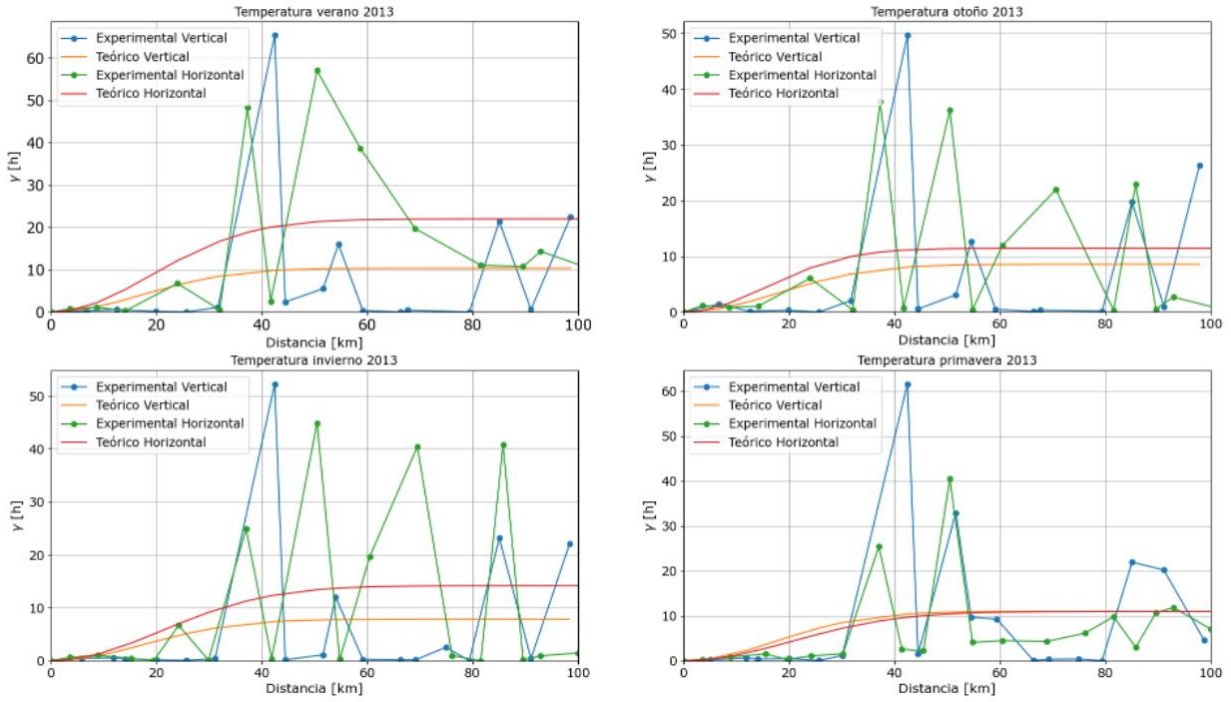


Figura 13: Variogramas de temperatura horizontal/vertical por estación, año 2013.

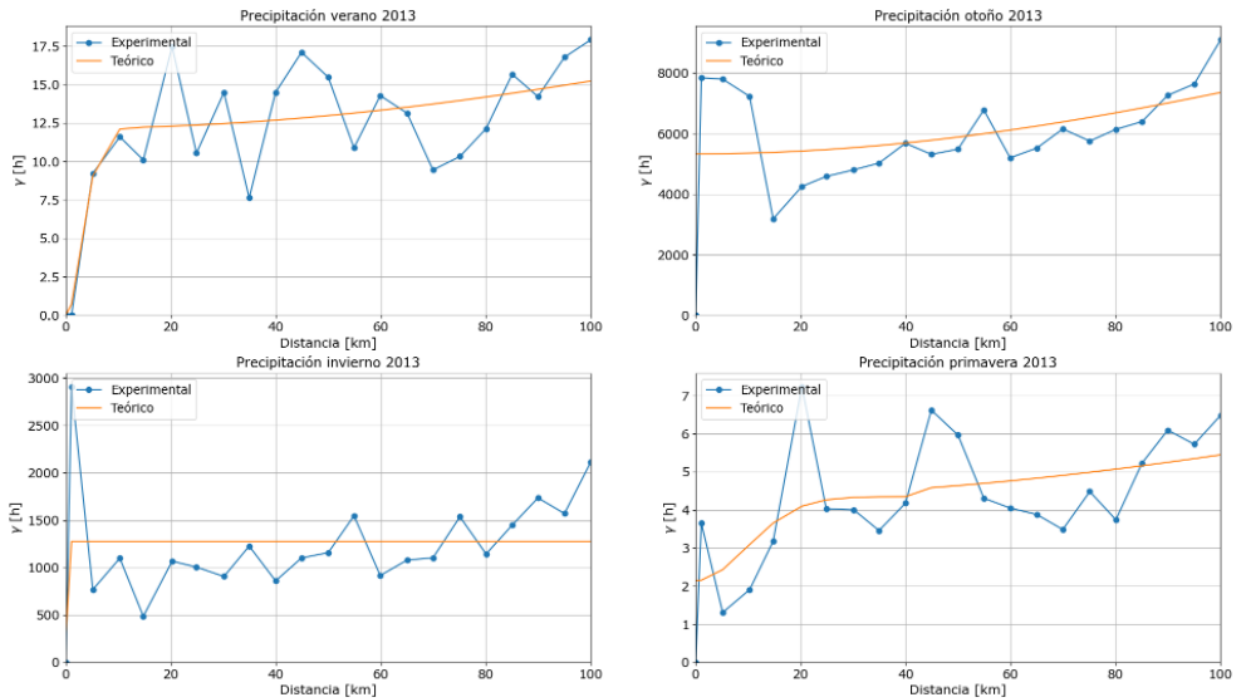


Figura 14: Variogramas precipitación omnidireccional por estación, año 2013.

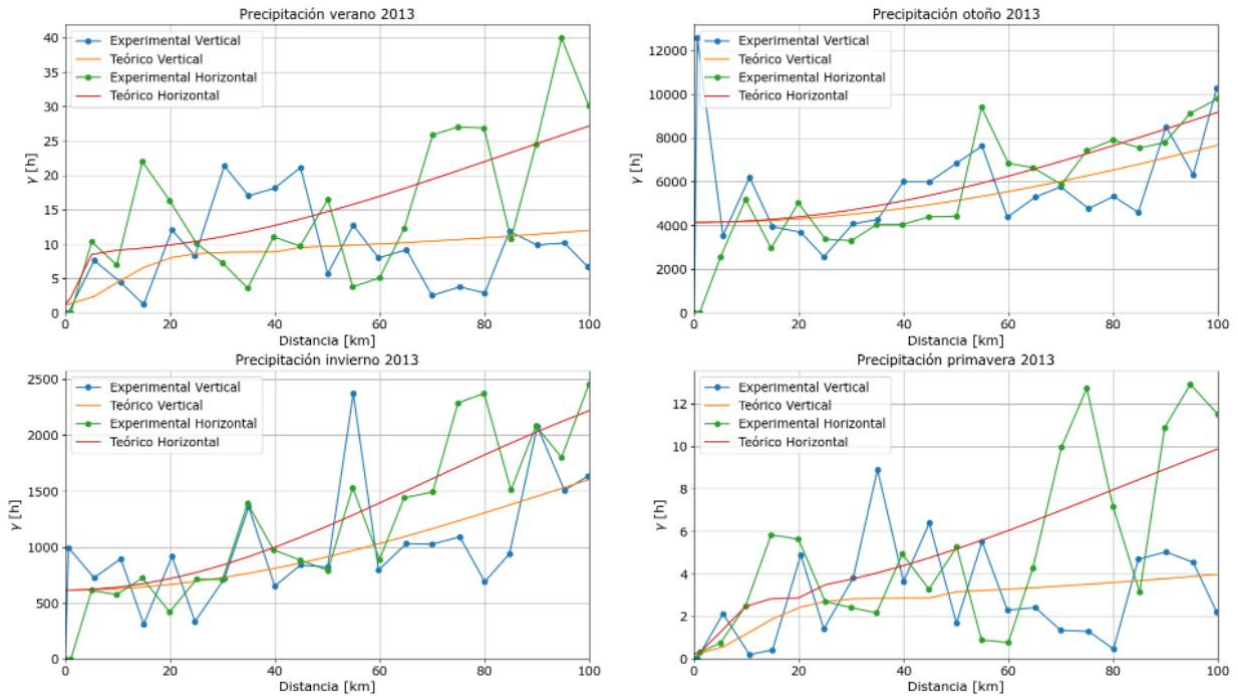


Figura 15: Variogramas precipitación horizontal/vertical por estación, año 2013.

En el caso de la temperatura, se puede apreciar en la Figura 12 y en la Figura 13 un comportamiento común en el variograma experimental omnidireccional y horizontal/vertical, el cual consiste en la existencia del “peak” alrededor de los 50 km, para luego disminuir nuevamente a un valor medio. A la vez, se presenta que el variograma teórico es incapaz de interpretar dicho cambio abrupto, optando por una suavización de dicho peak.

En las Figura 14 y Figura 15 se observan los variogramas de precipitación del tipo omnidireccional y horizontal vertical respectivamente, los variogramas omnidireccionales presentan un comportamiento cuasi pepitico, junto con una mayor magnitud en las estaciones de mayor precipitación (otoño e invierno). Por otro lado, en el caso horizontal/vertical si bien se presenta un gran aumento de magnitud en las estaciones de mayor precipitación, no demuestran un comportamiento que se mantenga en la meseta del variograma.

4.1.2 Validación Cruzada Estacional

Al utilizar el método de validación cruzada para cada estimación estacional, se obtienen las siguientes tablas, donde se presentan la media y la desviación estándar de cada modelo para la temperatura y la precipitación, permitiendo la elección de aquel modelo que presente una estimación más precisa.

Tabla 4: Errores Validación Cruzada Estacional para la Temperatura.

Año	Estación	Omnidireccional		Horizontal/Vertical		Elección
		μ [°C]	σ [°C]	μ [°C]	σ [°C]	
2013	Ver	1,07	425,63	-0,04	6,23	H/V
	Oto	-0,27	16,59	0,02	3,21	O
	Inv	-4,96	860,58	-0,06	5,66	H/V
	Prim	0,21	8,55	-0,37	486,37	O
2014	Ver	0,28	15,68	6,82	931,11	O
	Oto	0,15	8,65	2,14	1545,11	H/V
	Inv	0,03	6,47	0,07	5,29	H/V
	Prim	0,03	6,18	0,02	4,84	H/V
2015	Ver	0,03	5,51	0,04	5,5	O
	Oto	0,07	4,97	-1,84	199,09	O
	Inv	4,13	630,21	0,03	4,83	H/V
	Prim	0,01	7,89	0,05	5,49	H/V
2016	Ver	0,06	5,45	0,03	4,4	H/V
	Oto	0,01	5,99	0,02	4	H/V
	Inv	0,1	7,49	-1,07	319,38	O
	Prim	0,03	8,07	-1,38	188,88	O
2017	Ver	0,1	9,45	0,03	6,6	H/V
	Oto	0,09	19,22	0,03	12,62	H/V
	Inv	0	6,24	0	4,58	H/V
	Prim	0,02	13,44	0,02	11,71	H/V

Tabla 5: Errores Validación Cruzada Estacional para la Precipitación.

Año	Estación	Omnidireccional		Horizontal/Vertical		Elección
		μ [mm]	σ [mm]	μ [mm]	σ [mm]	
2013	Ver	-0,07	15,03	0,01	13,86	H/V
	Oto	-0,2	1381,51	-0,6	1275,76	H/V
	Inv	1,12	737,19	3,36	790,96	O
	Prim	-0,02	5,34	-0,01	5,08	H/V
2014	Ver	-0,29	28,3	0,05	37,06	O
	Oto	-3,29	946,5	-3,55	1313,6	O

Año	Estación	Omnidireccional		Horizontal/Vertical		Elección
		μ [mm]	σ [mm]	μ [mm]	σ [mm]	
	Inv	2,05	946,41	0,6	834,92	H/V
	Prim	-0,1	40,17	0,15	42,79	O
2015	Ver	0,13	101,61	0,05	139,5	O
	Oto	-0,44	28,68	-1,28	819,22	O
	Inv	5,28	2064,7	2,64	3240,01	O
	Prim	-0,01	601,33	0	768,63	O
2016	Ver	-0,02	10,67	-0,06	14,1	O
	Oto	-11,16	1937,04	-9,51	1975,61	O
	Inv	-1,19	117,38	-3,73	947,09	H/V
	Prim	-0,09	983,66	-1,08	1382,5	O
2017	Ver	-0,1	15,01	-0,26	15,82	O
	Oto	-0,1	1995,8	-2,39	2064,51	O
	Inv	0,92	864,73	0,63	753,35	H/V
	Prim	0,24	92,05	0	98,91	O

En la Tabla 4 se ilustra que en el caso de la temperatura se obtienen mejores estimaciones con el variograma del tipo horizontal/vertical, teniendo 13 variogramas de este tipo con mejores resultados, mientras que el tipo omnidireccional son 7. Sin embargo, las diferencias obtenidas son del orden decimal en gran parte de los casos, por lo que es esperable que la estimación producida por el variograma omnidireccional sea similar a la producida por el horizontal/vertical.

Por otro lado, en la Tabla 5 las diferencias entre estimaciones de precipitación fueron notorias, obteniendo diferencias sobre centenas en el caso de la desviación estándar, indicando la gran variabilidad que posee la precipitación. Se consiguen 14 variogramas del tipo omnidireccional, mientras que 6 son del tipo horizontal/vertical.

4.1.3 Kriging Ordinario Espacial Estacional

Se procede con la realización del modelamiento espacial estacional a través del método del Kriging ordinario con aquellos variogramas que presentan la mejor estimación. En las siguientes figuras se muestran los mapas de temperatura y precipitación para el año 2013, los mapas del resto de los años se encuentran adjuntos en el Anexo C para la temperatura y en el Anexo D para la precipitación.

Queda destacar que, en el caso de la temperatura, se observan varias zonas con nula estimación de la variable, especialmente en la zona norte del terreno en estudio, esto debido a la alta escasez de datos de entrada y por la zona de influencia de cada dato utilizada en el modelo geoestadístico. Esta zona sin valores se representa de color azul oscuro, mismo tono que se utiliza para las temperaturas más bajas obtenidas. Para el caso de la precipitación, la única zona sin datos se tiene en la esquina noreste, siendo mayormente territorio argentino. Esta zona fue representada el color rojo oscuro, siendo igual a la obtención de una precipitación nula.

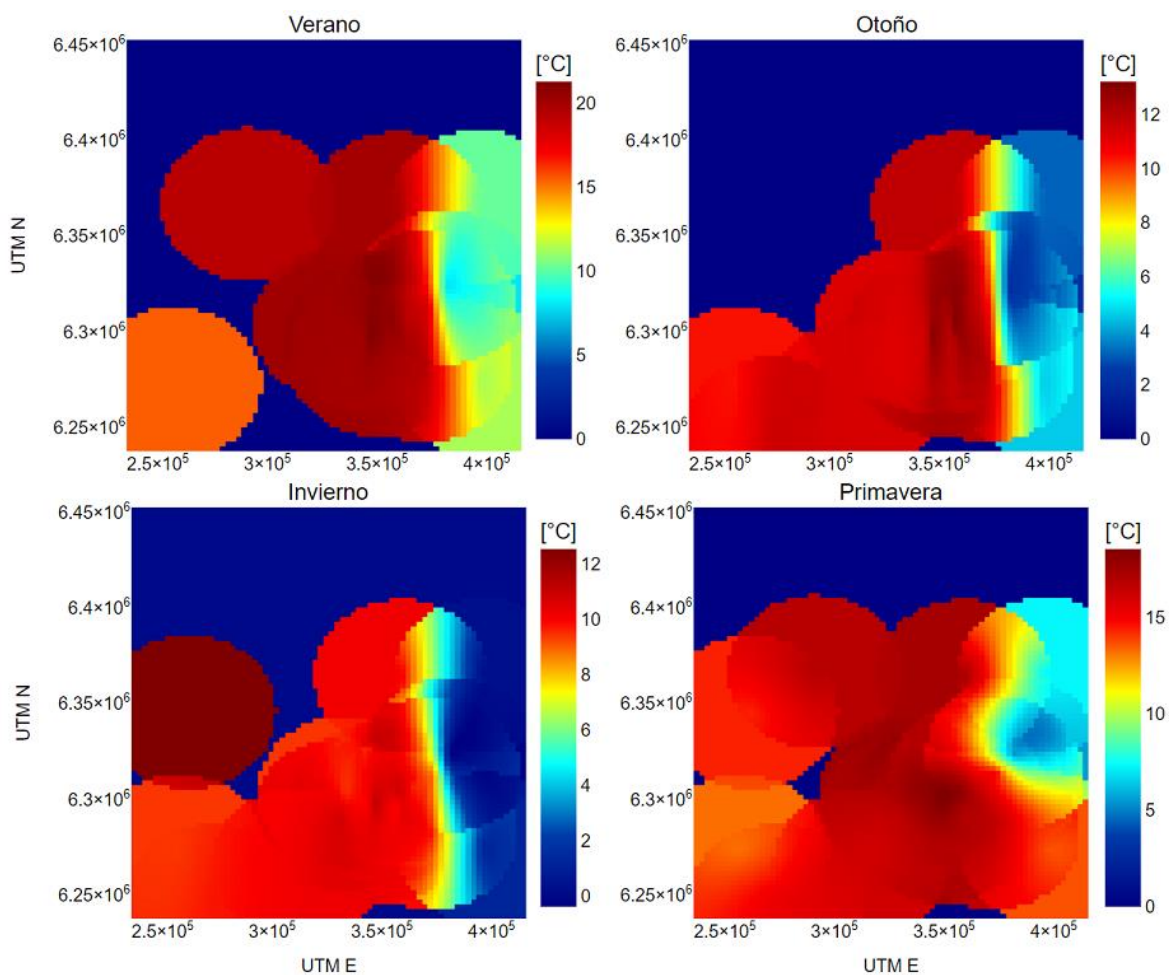


Figura 16: Kriging Ordinario de Temperatura, año 2013.

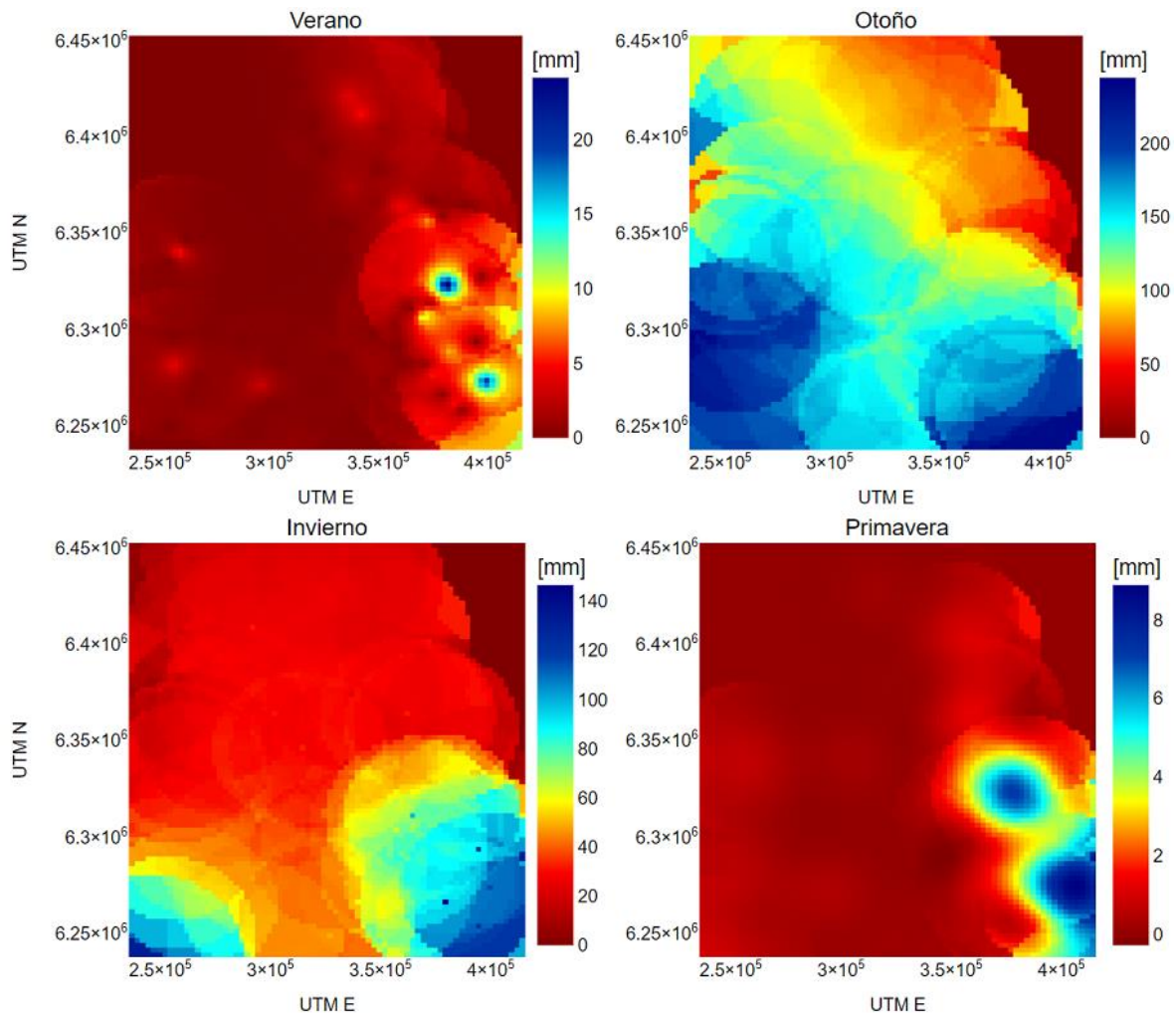


Figura 17: Kriging Ordinario de Precipitación, año 2013.

En el mapa de temperatura de la Figura 16 se puede apreciar la diferencia térmica existente en el eje este-oeste, observando la disminución de la variable a medida que se acerca a la cordillera. Además, es notoria la diferencia de oscilación térmica según estación, obteniendo los valores de temperatura máxima en las estaciones de primavera y verano y los valores mínimos en las estaciones de otoño e invierno. Finalmente, debido a la baja cantidad de estaciones activas, se observa con claridad el radio de influencia de cada estación, provocando “burbujas” de 40 km de temperatura alrededor de la estación.

En la Figura 17 se ilustra el Kriging ordinario de precipitación para el año 2013, en esta se aprecia la diferencia de magnitud entre estaciones, concentrándose la mayor cantidad de precipitación en los meses invernales. El efecto de las “burbujas” de influencia, si bien continúa existiendo, se ve mitigado en

comparación a la temperatura, existiendo un solapamiento entre los radios de influencia, debido a una mayor cantidad de estaciones activas.

4.1.4 Co-Kriging Espacial Estacional

El primero de los métodos de Kriging utilizado capaz de incorporar elevación fue el método de Co-Kriging, para el cual fue necesario realizar el variograma de altura para las estaciones de temperatura y precipitación, que se encuentra representado en la Figura 18.

Con dicho modelo se realiza el variograma cruzado entre la altura y las variables meteorológicas, obteniendo para el año 2013 la Figura 19 para la temperatura y la Figura 20 para la precipitación. Los variogramas cruzados para el resto de los años se encuentran adjuntos en el Anexo E para la temperatura y en el Anexo F para la precipitación.

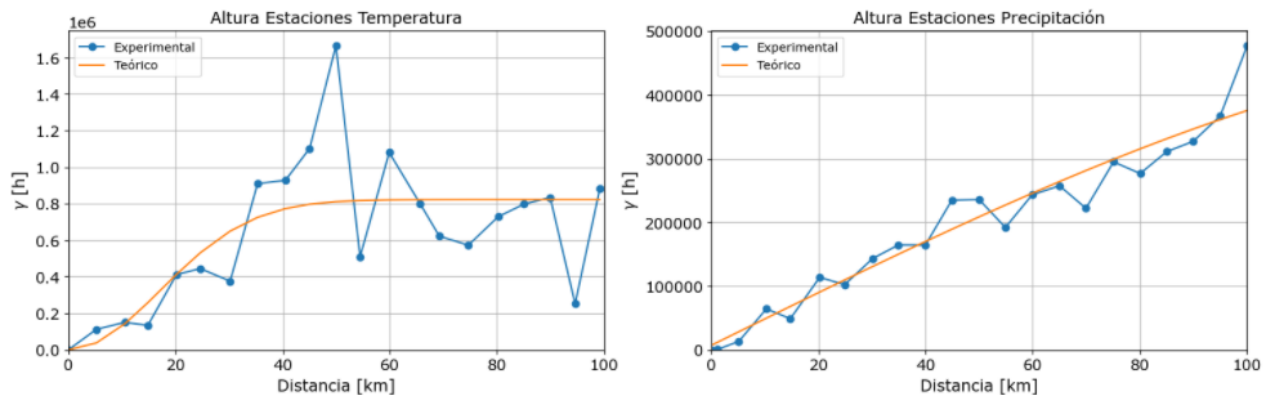


Figura 18: Variogramas para alturas de estaciones de temperatura y precipitación.

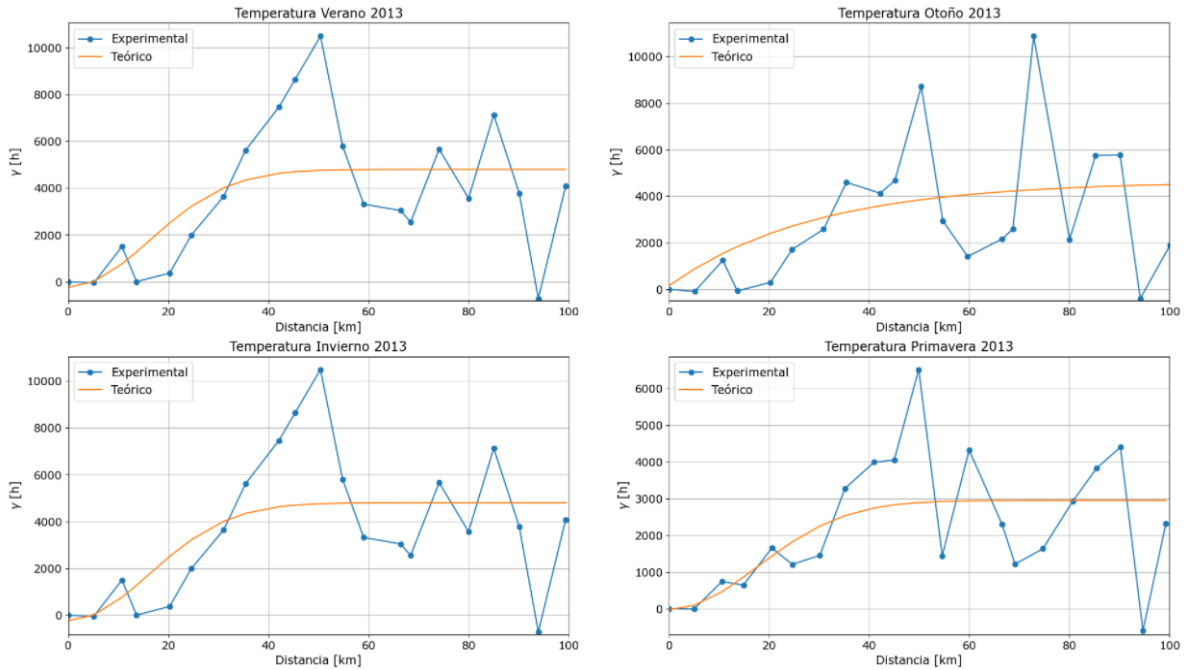


Figura 19: Variograma cruzado de temperatura por estación, año 2013.

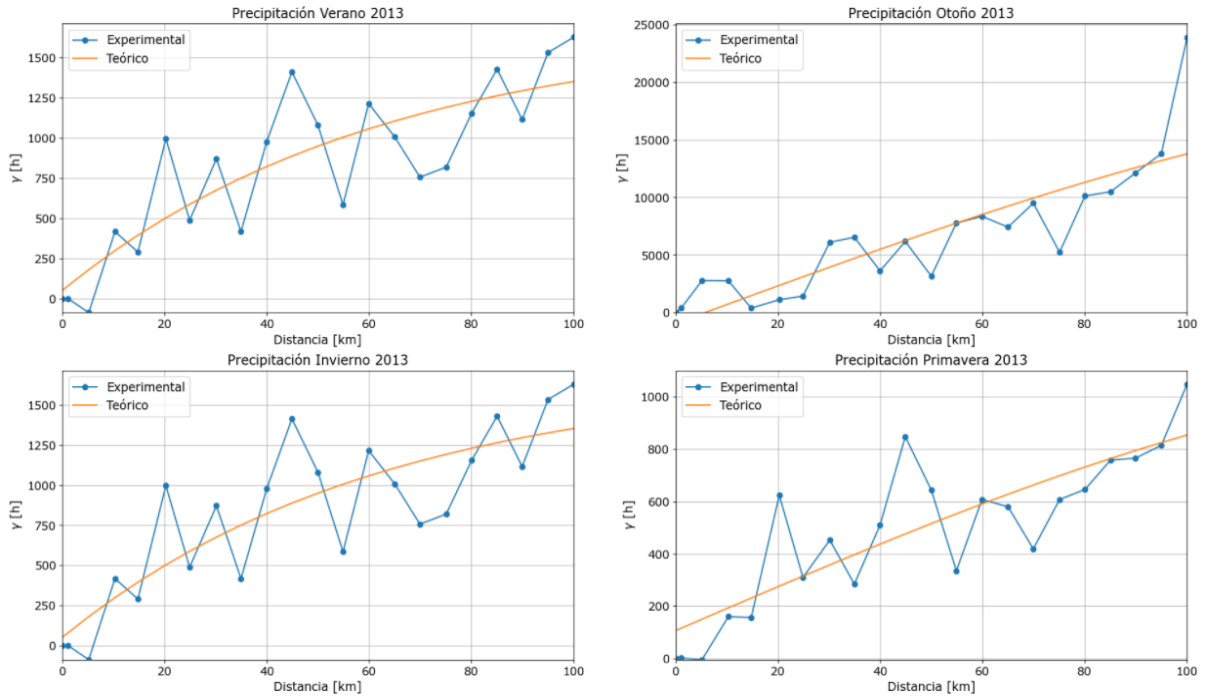


Figura 20: Variograma cruzado de precipitación por estación, año 2013.

En la Figura 18, la estructura obtenida para el variograma experimental de la temperatura posee igual forma que los obtenidos para la misma variable de temperatura. Esto indica una alta influencia de la distribución de las estaciones meteorológicas de temperatura en la zona de estudio, proporcionando una estructura similar para dos variables de manera independiente. En cuanto a la precipitación, el variograma de altura presenta un aumento de $\gamma(h)$ constante a medida que aumenta h , debido a una mayor densidad de estaciones en la zona, siendo capaz de representar el aumento de altura entre costa y cordillera.

El variograma cruzado obtenido para la temperatura igualmente presenta una estructura experimental similar a los anteriores. Mientras que el variograma cruzado de precipitación se deja de tener comportamiento pepitico, indicando la existencia de una correlación de la variable con la altura. Tanto la variable de temperatura como la de precipitación presentan aumento en la magnitud del variograma, esto debido al cruzamiento con el variograma de altura y su magnitud inicial.

De esta manera se procede al cálculo de los mapas de temperatura y precipitación para el Co-Kriging Espacial Estacional del año 2013. Los mapas de las variables para el resto de los años se encuentran adjuntos en el Anexo G para la temperatura y en el Anexo H para la precipitación. La validación cruzada realizada sobre cada estimación estacional de todos los años se encuentra en la Tabla 6.

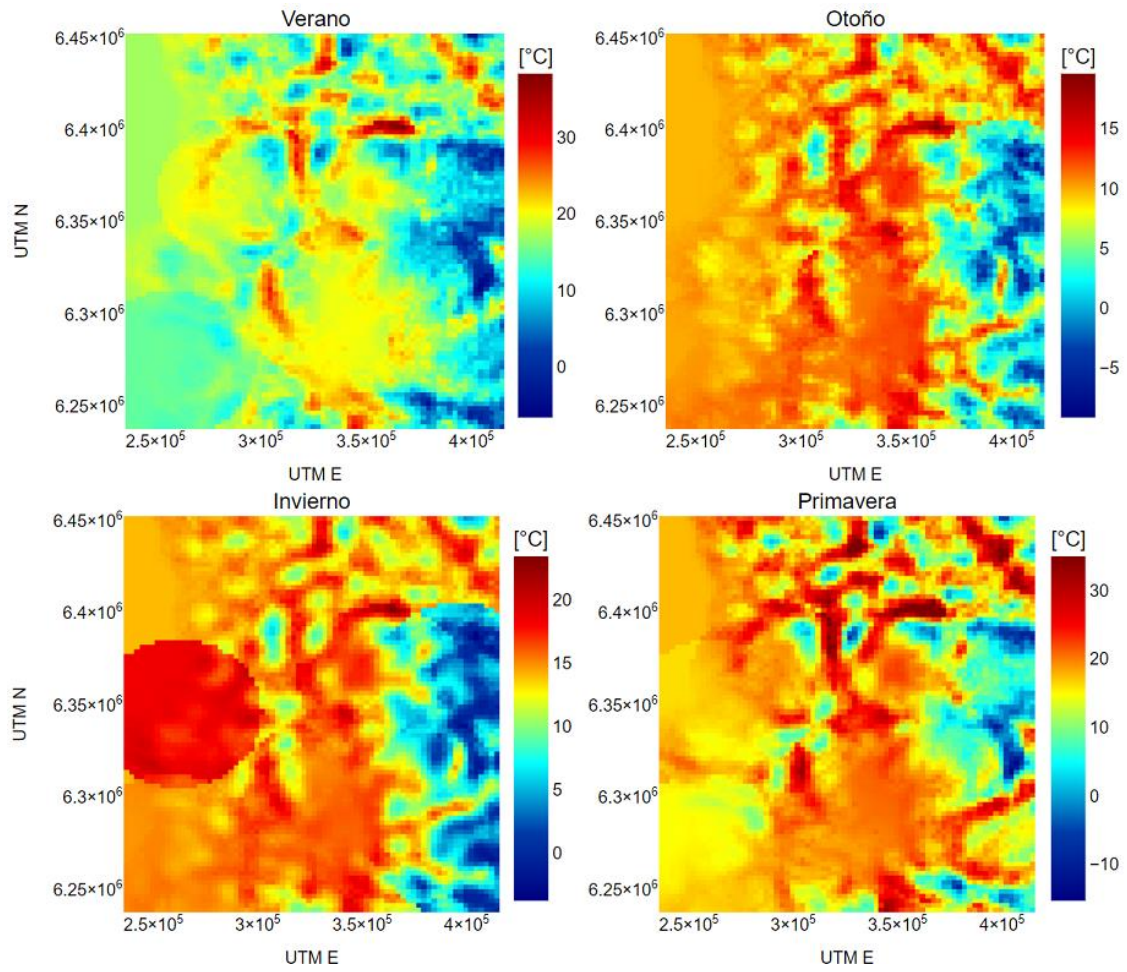


Figura 21: Co-Kriging de Temperatura, año 2013.

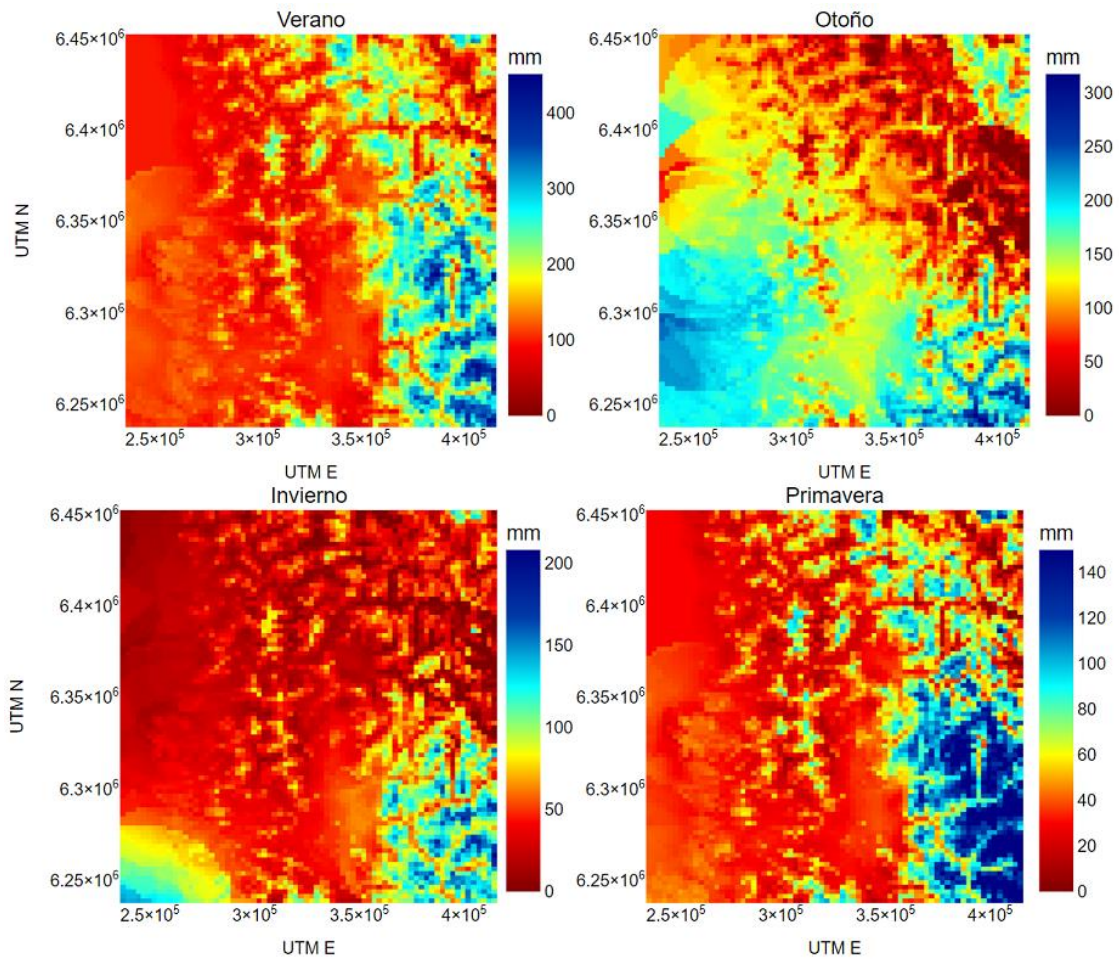


Figura 22: Co-Kriging de Precipitación, año 2013.

Tabla 6: Validación cruzada para Co-Kriging.

Año	Estación	Temperatura		Precipitación	
		μ [°C]	σ [°C]	μ [mm]	σ [mm]
2013	Ver	-7,35	4,16	6,32	3,75
	Oto	0,20	3,73	-120,52	83,89
	Inv	1,12	3,98	-35,47	41,60
	Prim	-5,64	3,47	7,03	2,31
2014	Ver	-6,97	4,01	7,30	4,67
	Oto	0,45	3,15	-99,64	59,88
	Inv	1,06	2,44	-85,44	50,06
	Prim	-4,73	2,56	3,41	6,82
2015	Ver	-7,87	2,67	-7,07	13,95
	Oto	-1,61	2,39	6,24	4,86
	Inv	-8,80	3,63	-219,84	105,27

Año	Estación	Temperatura		Precipitación	
		μ [°C]	σ [°C]	μ [mm]	σ [mm]
	Prim	-3,45	2,78	-41,39	28
2016	Ver	-7,82	2,45	5,02	3,06
	Oto	-0,07	2,60	-164,95	89,87
	Inv	0,16	2,75	-60,99	42,10
	Prim	-5,31	3,20	-35,43	33,78
2017	Ver	-7,95	3,18	6,13	4,61
	Oto	-0,39	4,16	-93,21	59,28
	Inv	-8,19	2,93	-4,74	28,39
	Prim	-4,52	2,83	5,97	9,42

A diferencia del Kriging ordinario, el Co-Kriging con altura permite una completa caracterización de las variables de temperatura y precipitación en toda la zona de estudio. Así como una suavización de las “burbujas” vistas previamente. Junto con esto, se observa una alta influencia de la altura en los mapas obtenidos, esto a través de las ramificaciones que se muestran al acercarse a la cordillera, los cuales son característicos del relieve en la zona.

En la Figura 21 se presenta el mapa de Co-Kriging para la variable de temperatura. En ella se puede apreciar altas oscilaciones térmicas según la variación del relieve en todas las estaciones. Este efecto es producido por la escasez de datos de la forzante, produciendo una alta dependencia de la covariable utilizada.

En el caso de la variable de precipitación presentado en la Figura 22 se tiene que las zonas que presentan eventos de precipitación son similares a las obtenidas a través del Kriging ordinario. Sin embargo, la magnitud de precipitación en el Co-Kriging es mayor, sobre todo en la estación de verano, superando los 200 mm en la zona cordillerana. Este efecto puede deberse a una alta variación de precipitación y altura, produciendo una sobreestimación al realizar el cruzamiento variográfico. Queda destacar que este efecto se produce solamente para el verano de 2013, puesto que el resto de las estaciones de verano poseen una precipitación esperable (Ver Anexo H).

4.1.5 Kriging Regresivo Espacial Estacional

Al incorporar la elevación por medio del método de Kriging Regresivo, se necesita utilizar un modelo regresivo que fuera capaz de ajustarse con mayor precisión a cada variable meteorológica. Por este motivo se estudian los errores de estimación a través de los estadísticos MAE y R^2 para cada modelo (Random Forest, Lineal Regression y Ridge Regression) de todos los años. El promedio de estadísticos obtenidos para los años en estudio en cada variable se encuentra en las siguientes tablas.

Tabla 7: Estadísticos de modelos de regresión y Kriging de regresión para temperatura.

Modelo	Modelo Regresivo		Kriging Regresivo	
	MAE	R^2	MAE	R^2
Random Forest	1,31	0,75	1,26	0,77
Linear Regression	1,53	0,68	1,09	0,82
Ridge Regression	1,41	0,70	1,18	0,76

Tabla 8: Estadísticos de modelos de regresión y Kriging de regresión para precipitación.

Modelo	Modelo Regresivo		Kriging Regresivo	
	MAE	R^2	MAE	R^2
Random Forest	24,51	0,08	22,68	0,15
Linear Regression	24,42	0,31	17,37	0,55
Ridge Regression	24,45	0,28	17,81	0,51

En la Tabla 7 se distingue que el modelo regresivo que presenta una mejor aproximación a la variable de temperatura es Random Forest, seguido por Ridge Regression. Sin embargo, luego de utilizar el Kriging regresivo, el modelo que posee mejores indicadores es Linear Regression. Caso similar ocurre en la Tabla 8, donde Linear Regression obtiene un mejor MAE que Random Forest luego del Kriging realizado sobre los residuos.

Junto con lo mencionado anteriormente, se aprecia en ambas tablas que todos los indicadores poseen mejoras al pasar del modelo regresivo al Kriging regresivo, demostrando la importancia del Kriging realizado sobre los residuos. Asimismo, se observa que los estadísticos que se obtienen para la temperatura son ampliamente mejores que los de la precipitación, por lo que se espera un mejor ajuste para el caso de esta variable.

Finalmente, tanto para la temperatura como para la precipitación, el modelo que presenta un mejor ajuste para aplicar el Kriging regresivo corresponde a Linear Regression. Así se obtienen los mapas de Kriging regresivo para el año 2013, representados en las figuras a continuación. El resto de los mapas de los años en estudio se encuentran en el Anexo I para la temperatura y en el Anexo J para la precipitación. Junto con ello en la Tabla 9 se presentan los resultados de la validación cruzada producida sobre el método de Kriging Regresivo.

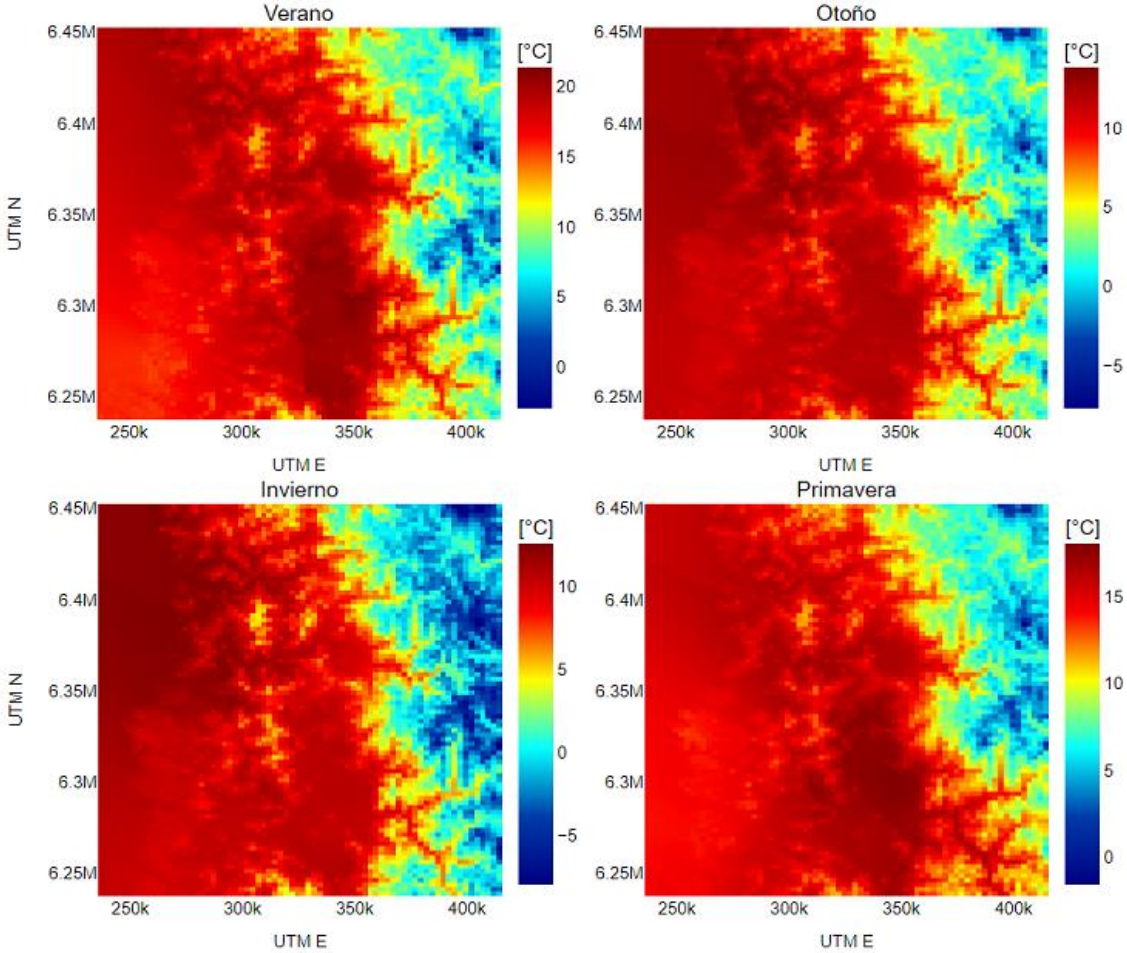


Figura 23: Kriging Regresivo de Temperatura, año 2013.

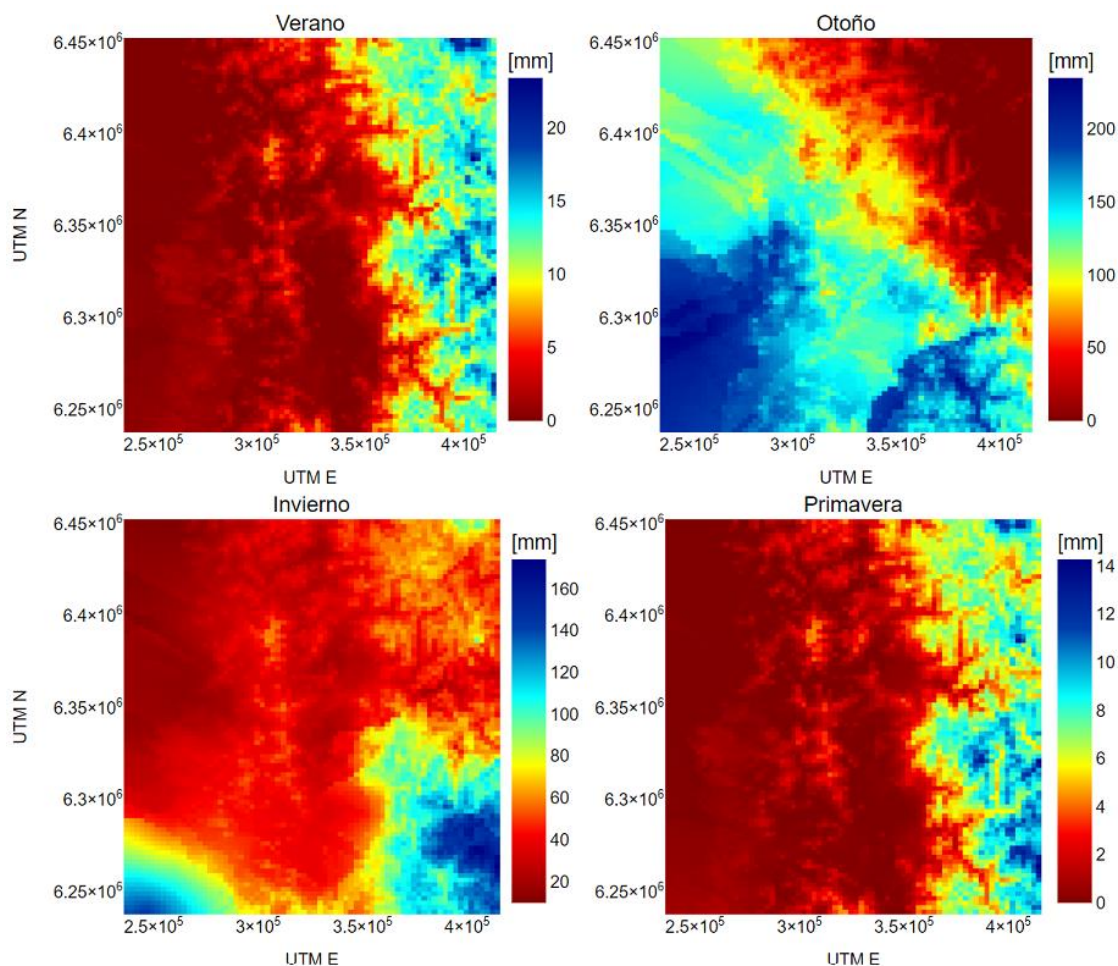


Figura 24: Kriging Regresivo de Precipitación, año 2013.

Tabla 9: Validación cruzada para Kriging regresivo.

Año	Estación	Temperatura		Precipitación	
		μ [°C]	σ [°C]	μ [mm]	σ [mm]
2013	Ver	0,48	1,959	0,004	3,61
	Oto	0,17	1,279	0,664	79,23
	Inv	0,19	1,136	-0,431	41,32
	Prim	0,02	1,786	0,005	2,14
2014	Ver	0,18	2,389	-0,015	4,65
	Oto	0,22	1,558	-1,206	52,50
	Inv	0,10	1,044	0,54	36,43
	Prim	0,07	1,325	-0,163	6,67
2015	Ver	0,11	1,52	0,51	11,50
	Oto	0,17	1,425	-0,201	5,28

Año	Estación	Temperatura		Precipitación	
		μ [°C]	σ [°C]	μ [mm]	σ [mm]
	Inv	0,11	1,13	0,81	127,49
	Prim	0,07	1,11	-0,24	25,01
2016	Ver	0,12	1,36	-0,01	3,00
	Oto	0,18	1,12	-0,18	91,99
	Inv	0,15	1,45	-2,43	37,28
	Prim	0,14	1,49	0,44	32,15
2017	Ver	0,32	1,99	-0,25	3,63
	Oto	0,39	3,03	-1,58	60,22
	Inv	0,10	1,08	0,48	27,66
	Prim	0,09	2,67	-0,56	9,71

En primer lugar, ante la utilización del Kriging regresivo no se aprecia la existencia de las “burbujas” de influencia observadas en los modelos anteriores. Asimismo, se obtiene un mayor suavizamiento en ambas variables, evitando los cambios abruptos de magnitud, sobre todo en la variable de temperatura.

Para la temperatura se aprecia una clara “ramificación” al acercarse a la cordillera, la cual se mantiene en todas las estaciones del año, variando mayormente solo en su magnitud. Mientras que, en el caso de la precipitación, se puede apreciar que el máximo de este es obtenido en la estación de otoño, obteniendo una forma similar al Kriging ordinario y Co-Kriging. A la vez, la precipitación obtenida para la estación de verano no excede los 20 mm, indicando la diferencia de relación con la altura en comparación con el Co-Kriging.

4.2 Sección Diaria

4.2.1 Variograma diario por estación y aplicación de vecindad móvil

Ya entrando al estudio diario, se calculan los variogramas temporales diarios de temperatura y precipitación para el año 2013 para las estaciones presentadas en la Tabla 3. Esto con el fin de comprender el comportamiento existente de estas variables en función del tiempo en todo el terreno de estudio, junto con conocer la necesidad de un promedio móvil en alguna de las variables. Los variogramas temporales obtenidos para cada estación se presentan en la Figura 25.

En efecto, en dicha Figura se comprueba la existencia de correlación en la variable de temperatura en al menos cinco días antes de que esta disminuya. Sin embargo, en la precipitación notamos una alta aleatoriedad, teniendo variogramas pepíticos. Por lo que se opta por la utilización de la vecindad móvil con k igual a dos en la variable. De esta manera se obtienen los variogramas de precipitación para las estaciones con promedio móvil, ilustrados en la Figura 26. Además, para demostrar el efecto de la vecindad móvil a nivel estadístico, se realiza la validación cruzada sobre los variogramas temporales, obteniendo así la media, desviación estándar, máximos, mínimos, y rango de errores de las estimaciones de cada variograma, lo cual se puede apreciar en la Tabla 10 y la Tabla 11 para la temperatura y precipitación respectivamente.

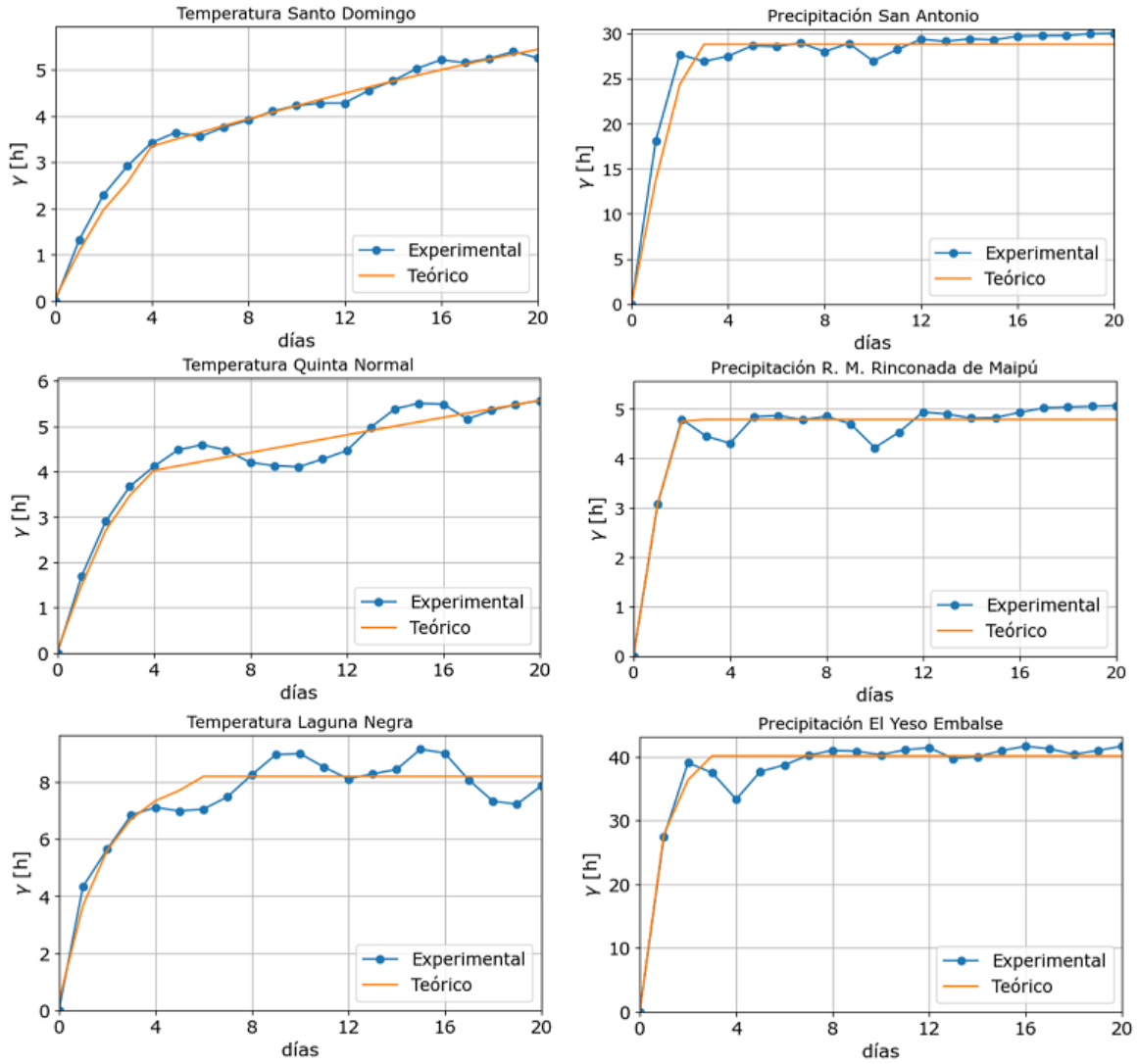


Figura 25: Variogramas temporales diarios por estación.

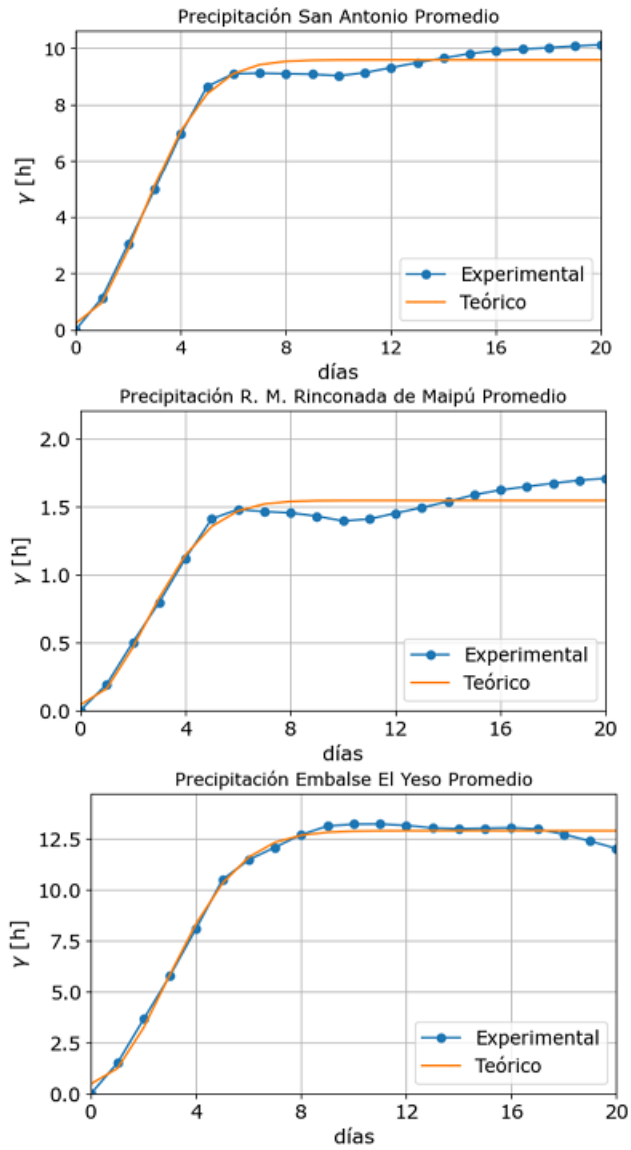


Figura 26: Variogramas temporales diarios por estación de precipitación con media móvil.

Tabla 10: Estadísticos variogramas temporales de temperatura.

Estación	μ [°C]	σ [°C]	Máx. [°C]	Mín. [°C]	Rango [°C]
Santo domingo	0,01	1,51	4,33	-4,6	8,93
Quinta Normal	0	1,94	4,74	-3,97	8,71
Laguna Negra	0,02	6,23	18,8	-22,89	41,69

Tabla 11: Estadísticos variogramas temporales de precipitación con y sin vecindad móvil.

Vecindad Móvil	Estación	μ [mm]	σ [mm]	Máx. [mm]	Mín. [mm]	Rango [mm]
No	San Antonio	0	26,72	54,1	-51,49	105,59
	Rinconada	0	3,72	12,91	-19,31	32,22
	El Yeso	0	36,25	25,18	-64,72	89,9
Si	San Antonio	0	0,89	9,18	-9,77	18,95
	Rinconada	0	0,16	2,88	-3,6	6,48
	El Yeso	0	1,53	6,49	-7,92	14,41

En primer lugar, se aprecia que en la variable de temperatura la media de error obtenida en la validación cruzada es cercana al valor nulo en las tres estaciones. Sin embargo, notamos que la desviación estándar observada en la estación de Laguna Negra (zona cordillerana) presenta un aumento alrededor de 5°C, junto con un mayor rango de error, esto debido a un cambio abrupto existente en dos días seguidos, existiendo una variación térmica de aproximadamente 20 °C entre ellas, lo cual dificulta la estimación a través del variograma. Al eliminar dichos valores de la validación se obtiene una desviación estándar de 2,6 °C y un rango de 15,8 °C, por lo que se mantiene una menor calidad en la estimación de temperatura en la zona cordillerana en comparación a la zona costera y del valle.

Mientras que, por el lado de la precipitación, si bien la media de error en la validación cruzada se mantiene en un valor nulo, la desviación estándar y el rango de error obtenidos sin la utilización de la vecindad móvil presentan una gran magnitud, los cuales disminuyen considerablemente luego de la utilización de la vecindad. Si bien esta comparación no es válida debido a la transformación realizada, demuestra el efecto que posee la vecindad móvil, produciendo una gran suavización.

4.2.2 Variogramas Omni-Temporal y Omni-Espacial Diario

Ya con la utilización de la vecindad móvil en la variable de precipitación, se procede a calcular los variogramas temporales y espaciales que puedan representar a las forzantes en cada año en todo el espacio. Los variogramas representativos del año 2013 tanto para la temperatura como para la precipitación se encuentran a continuación, mientras que los variogramas del resto de los años se encuentran en el Anexo K.

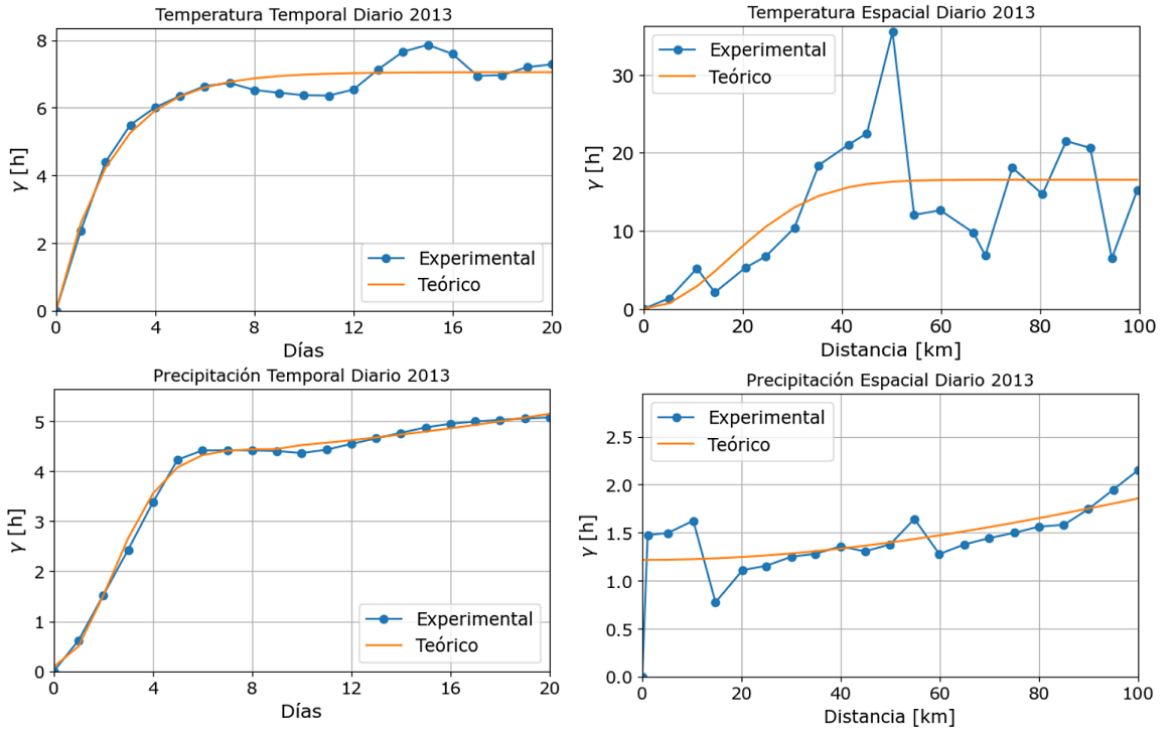


Figura 27: Variogramas temporales y espaciales a nivel diario, año 2013.

La estructura de los variogramas, tanto para la temperatura como para la precipitación con vecindad móvil a nivel temporal (Figuras a la izquierda) presentan una alta correlación los días más cercanos, para luego de cinco días continuar con un comportamiento aleatorio.

Por otro lado, el variograma espacial diario de temperatura ilustra el comportamiento visto en las figuras previas influenciadas por el posicionamiento de las estaciones (Figura superior derecha). Mientras que la precipitación espacial diaria presenta un comportamiento cuasi pepitico (Figura inferior derecha), siendo similar a los variogramas espaciales estacionales omnidireccionales presenciados en la sección anterior.

4.2.3 Variogramas Espacio Temporal Diario

Una vez calculados los variogramas espaciales y temporales diarios, se calcula el variograma espacio temporal diario para las variables de temperatura y precipitación, siendo la unión de los dos tipos calculados en la subsección anterior. Los resultados obtenidos para el año 2013 se muestra a continuación, mientras

que los variogramas espacio temporales diarios del resto de los años se encuentra adjunto en el Anexo K.

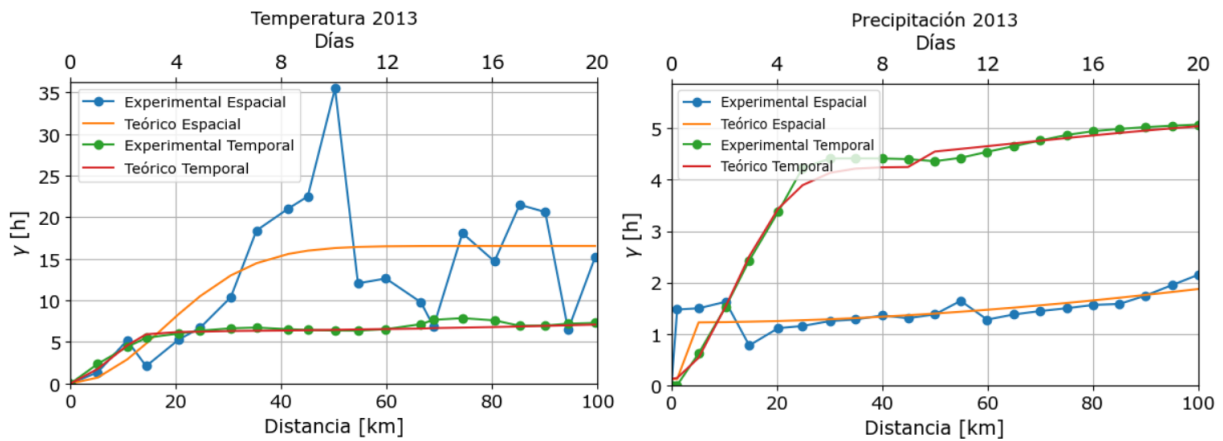


Figura 28: Variogramas Espacio temporales diarios de temperatura y precipitación, año 2013.

En los variogramas producidos se puede apreciar que en la variable de temperatura existe una mayor correlación temporal que espacial. Caso contrario que el de la precipitación, donde la mayor correlación que se obtiene es la de índole espacial. Estos espacios con mayor correlación poseen un comportamiento cuasi pepitico en comparación a los otros espacios que poseen un mayor valor γ , esto debido al tenue aumento de magnitud que poseen.

La validación cruzada producida para el variograma espacio temporal de temperatura presenta una media de error μ igual a 0,01 °C y una varianza de 19,07 °C, donde los valores máximos de error obtenidos corresponden a zonas donde se posee un alto déficit de datos. Por otro lado, la variable de precipitación presenta una media de error nula y una varianza σ igual a 0,21 mm, cabe destacar que esta forzante continua con la influencia de la vecindad móvil.

4.2.3 Kriging Ordinario Espacio Temporal Diario

Ya con los variogramas espacio temporales diarios, se realiza el método de Kriging Ordinario Espacio Temporal Diario para cada año, el resultado que se obtiene corresponde a series de tiempo diario con mapas de temperatura y precipitación para la zona de estudio. En la Figura 29 se presenta el Kriging Ordinario espacio temporal para la temperatura y precipitación del año 2013,

mientras que el producto obtenido para el resto de los años se encuentra adjunto en el Anexo L y Anexo M para la temperatura y precipitación respectivamente. Queda destacar que, al igual que el Kriging ordinario estacional, existen zonas donde no se obtienen estimaciones de las variables en cuestión, las cuales nuevamente vuelven a tomar el valor mínimo producido por cada variable.

Para la presentación del método de Kriging ordinario para la variable de precipitación es necesario desagregar la vecindad móvil utilizada, lo cual se produce a través de la fórmula (8). Luego de esto se utiliza el factor j explicado en la fórmula (9). Así se obtienen los resultados mostrados a continuación.

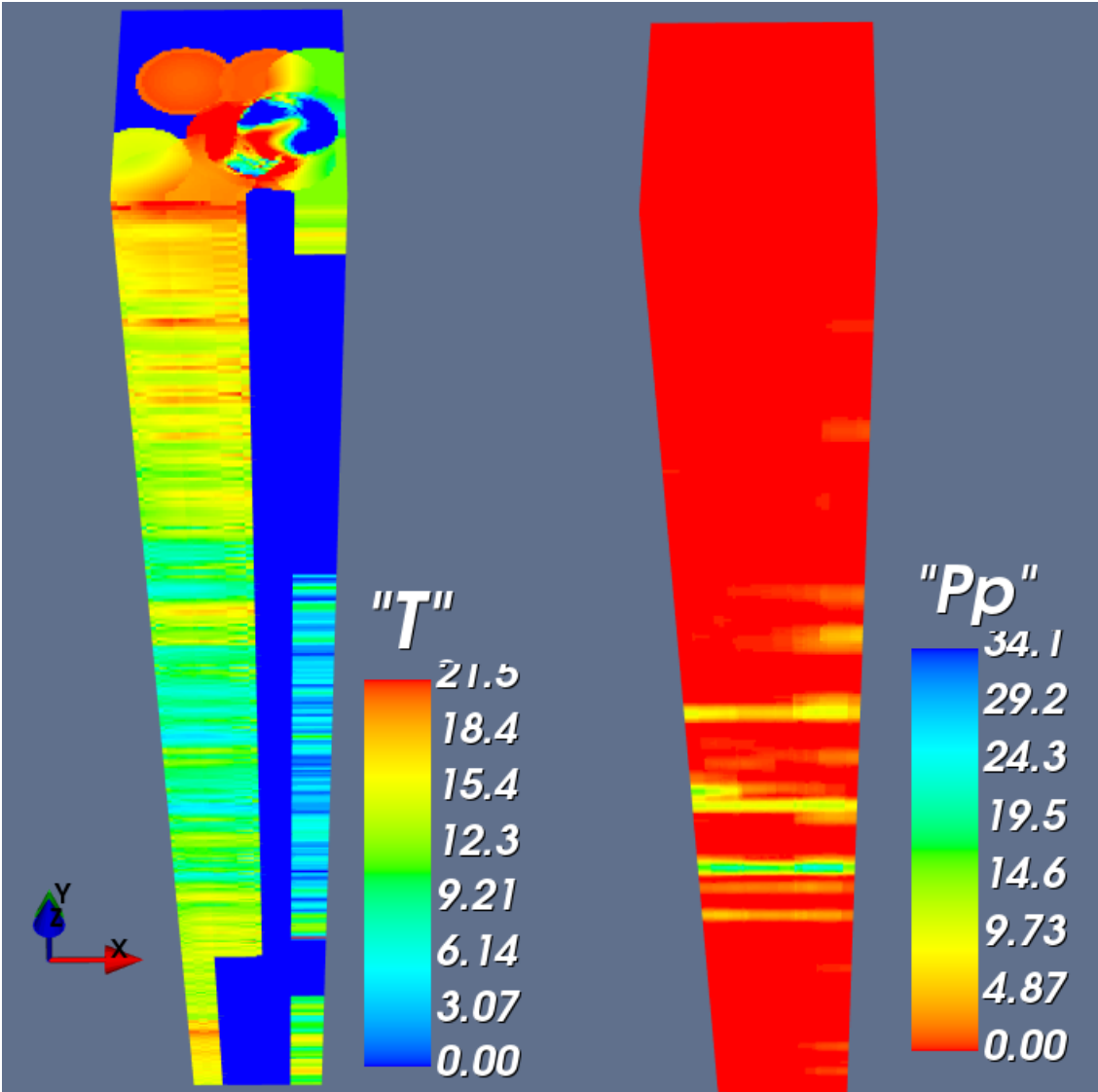


Figura 29: Kriging ordinario espacio temporal para temperatura y precipitación, año 2013.

Tal como en el caso estacional, se puede apreciar nuevamente la existencia de “burbujas” de influencia de cada estación, característico del método de Kriging ordinario. Además, se observa una menor continuidad de la temperatura diaria en comparación al estudio estacional, lo cual puede deberse a la integración de la estimación tanto espacial como temporal, donde el método de Kriging ordinario debe ser capaz de buscar una continuidad general en todos los espacios requeridos.

Por otro lado, la precipitación espacio temporal estimada presenta a simple vista una menor cantidad de eventos y una menor magnitud de estos que los producidos por el producto de CR2MET (ver Figura 5). Sin embargo, los eventos que se observan poseen una mayor duración, asociado al efecto de suavizamiento y de desagregación de la vecindad móvil y al propio método de Kriging.

4.3 Comparación con CR2MET

En esta sección se procede a cotejar los resultados obtenidos con los métodos utilizados con el producto grillado CR2MET, tanto a nivel estacional como a nivel diario.

4.3.1 Comparación a Nivel Estacional

Para la realización de la comparación estacional se grafica el diagrama de caja de cada modelo para cada estación anual. Sin embargo, dado que no se poseen datos estimados de temperatura sobre la coordenada UTM N 6.403.865 para el caso del Kriging ordinario de temperatura (ver Figura 16), se realiza la comparación con los datos que se encuentran bajo dicha coordenada. Por lo tanto, la zona utilizada para la comparación estacional corresponde a la enseñada en la Figura 30.

Los diagramas de caja para el año 2013 de las variables de temperatura y precipitación se encuentran en las Figura 31 y Figura 32 respectivamente, junto con ello se agregan los estadísticos de dichas estimaciones para el mismo año en las Tabla 12 y Tabla 13. Los diagramas de caja y los estadísticos para el resto de los años se encuentran adjuntos en el Anexo N.

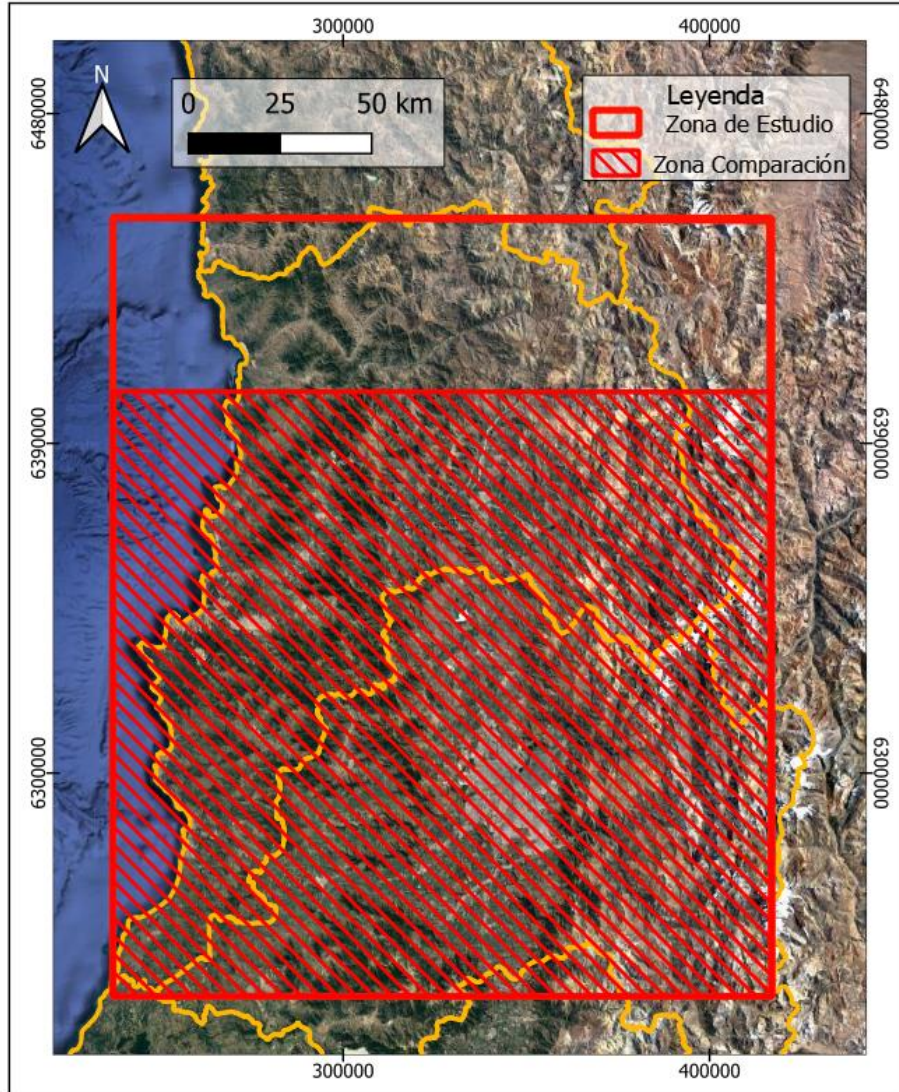


Figura 30: Zona de comparación estacional.

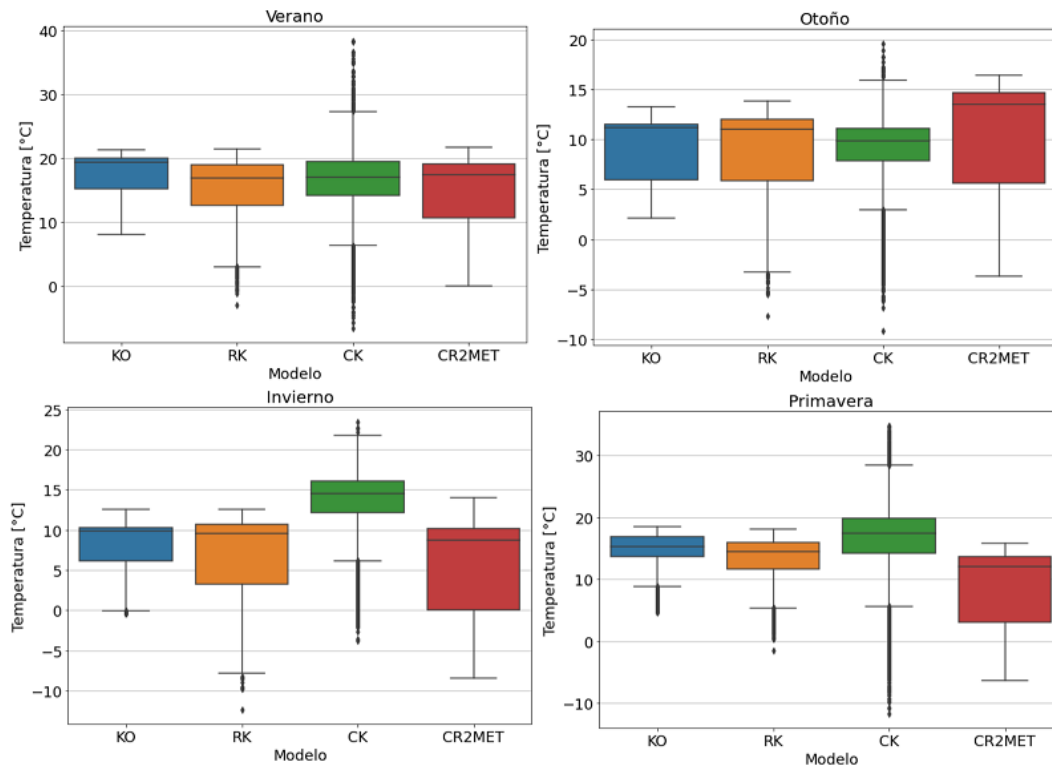


Figura 31: Boxplots comparación entre modelos estacionales de temperatura, año 2013.

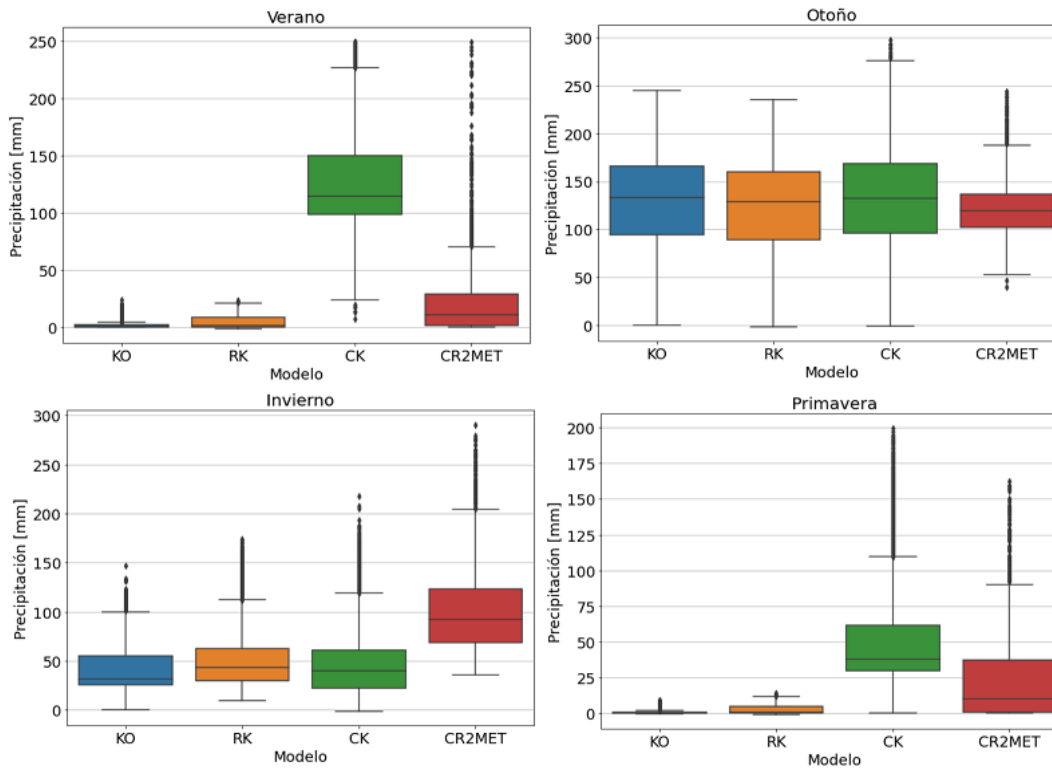


Figura 32: Boxplots comparación entre modelos estacionales de precipitación, año 2013

Tabla 12: Estadísticos comparación modelos estacionales de temperatura, año 2013.

Estación	Modelo	μ [°C]	σ [°C]	Máx. [°C]	Mín. [°C]	Rango [°C]
Ver	KO	16,71	3,76	21,27	7,99	13,28
	RK	15,34	4,59	21,32	-2,91	24,27
	CK	16,30	5	38,34	-6,53	44,88
	CR2MET	14,63	6,13	21,72	0	21,72
Oto	KO	9,25	3,36	13,22	2,09	11,12
	RK	8,88	4,20	13,83	-7,68	21,51
	CK	8,83	3,73	19,61	-9,12	28,73
	CR2MET	10,35	5,52	16,42	-3,71	20,13
Inv	KO	8,17	4,08	12,54	-0,38	12,93
	RK	7,04	5,08	12,57	-12,34	24,92
	CK	13,35	4,46	23,47	-3,77	27,25
	CR2MET	5,79	5,53	14,06	-8,45	22,51
Prim	KO	14,49	3,07	18,53	4,69	13,83
	RK	13,28	3,63	18,05	-1,55	19,61
	CK	16,34	6,20	34,79	-11,64	46,44
	CR2MET	8,83	5,96	15,77	-6,39	22,16

Tabla 13: Estadísticos comparación modelos estacionales de precipitación, año 2013.

Estación	Modelo	μ [mm]	σ [mm]	Máx. [mm]	Mín. [mm]	Rango [mm]
Ver	KO	1,66	2,49	24,16	0	24,16
	RK	4,41	5,28	23,44	0	23,44
	CK	128,09	43,87	249,93	7,09	242,83
	CR2MET	25,02	39,02	249,73	0	249,73
Oto	KO	131,36	49,02	244,70	0	244,70
	RK	122,40	54,76	235,27	0	235,27
	CK	130,35	52,71	297,59	0	297,59
	CR2MET	123,30	30,68	243,38	40,26	203,12
Inv	KO	43,55	27,08	146,67	0	146,67
	RK	51,73	31,8	174,05	9,74	164,31
	CK	47,33	33,04	217,4	0	217,4
	CR2MET	104,83	48,65	290,56	35,6	254,96
Prim	KO	0,91	1,63	8,89	0	8,89
	RK	2,54	3,14	14,27	0	14,27
	CK	51,20	34,11	199,76	0	199,76
	CR2MET	24,36	31,88	162,73	0	162,73

En los diagramas de caja de temperatura de la Figura 31 se puede observar una menor oscilación térmica por parte de los tres modelos utilizados en comparación con CR2MET, junto con poseer medias mayores en las cuatro estaciones del año. Se puede apreciar que el método de Kriging regresivo posee una estimación más cercana en las temperaturas bajas, mientras que el método de Co-Kriging posee una sobreestimación de eventos extremos.

En el caso de los diagramas de precipitación de la Figura 32 existe una subestimación de la variable en la mayor parte de las estaciones, teniendo una mayor aproximación al producto CR2MET en la estación de otoño, la cual presenta la máxima cantidad de precipitación del año. Por otro lado, al igual que en el caso de la temperatura, el método de Co-Kriging enseña una sobreestimación de la precipitación en algunas estaciones.

4.3.2 Comparación a Nivel Diario

Se procede al análisis comparativo a nivel diario de las variables de temperatura y precipitación, para ello se observan los valores diarios de las estaciones de la zona costera, del valle y cordillerana de la Tabla 3 junto con los valores estimados por el producto CR2MET y el método de Kriging ordinario para dichas zonas. De esta forma, la Figura 33 representa la comparación diaria de temperatura, mientras que la Figura 34 ilustra la comparación diaria y acumulada diaria de la precipitación.

Luego de esto, para apreciar las aproximaciones realizadas por los productos en toda la zona de estudio, se obtienen diagramas de caja de los estadísticos de R^2 y MAE para los modelos de temperatura en comparación con los datos observados (Figura 35), y R^2 , MAE, POD y FAR para los modelos de precipitación (Figura 36). La comparación de la temperatura y precipitación, en conjunto con sus estadísticos para el resto de los años a nivel diario se encuentra en el Anexo O.

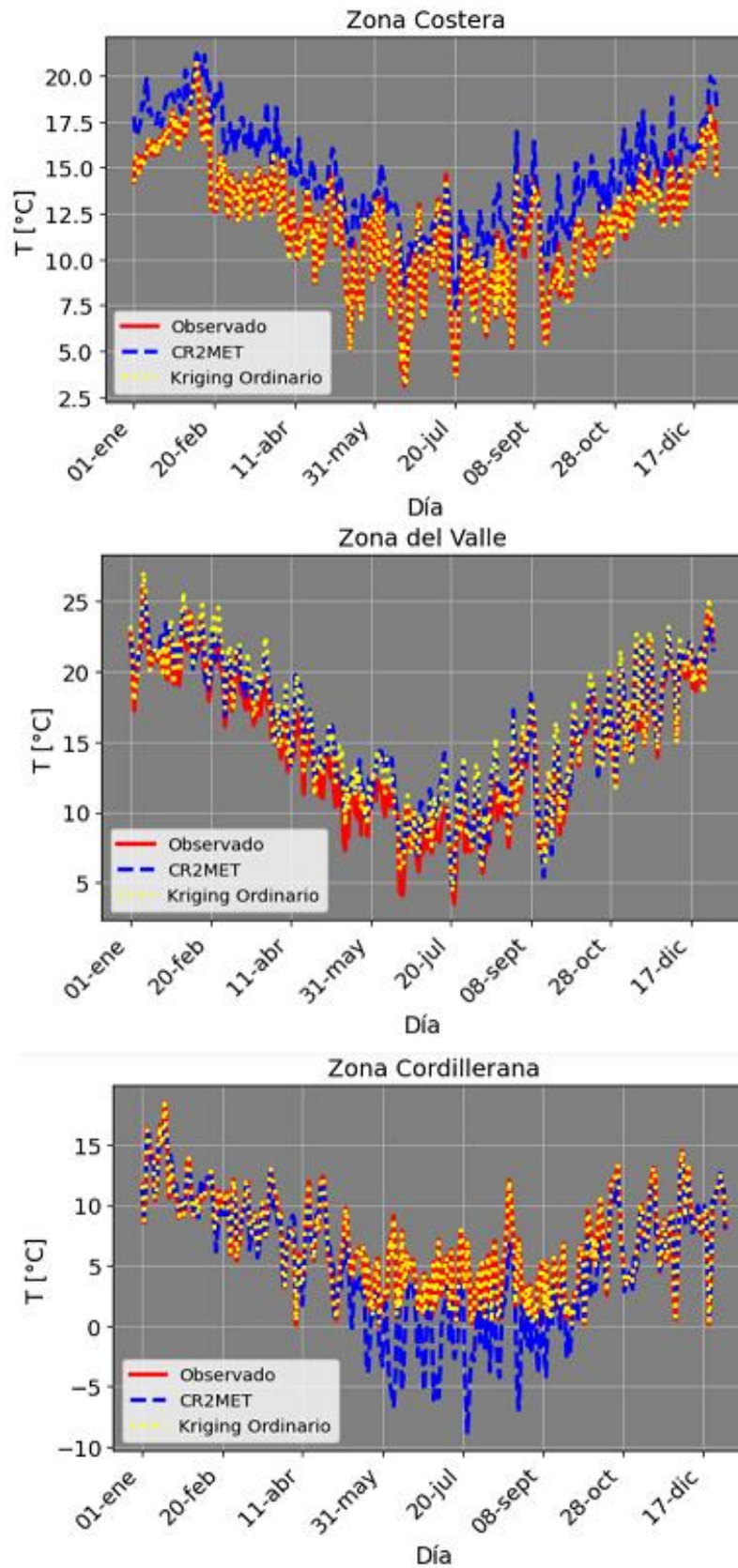


Figura 33: Temperatura diaria por zona, año 2013.

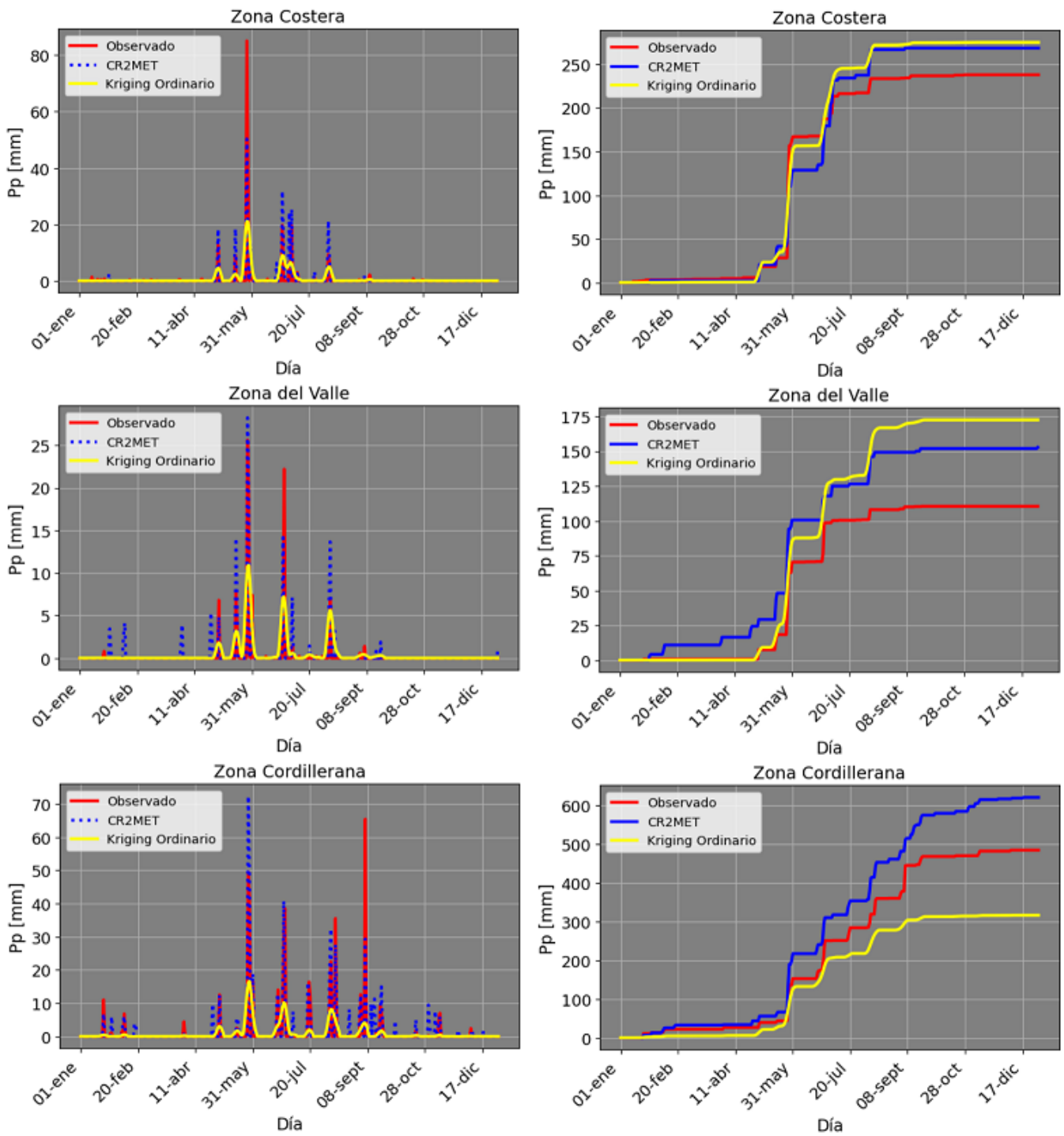


Figura 34: Precipitación diaria (izquierda) y diaria acumulada (derecha) por zona, año 2013.

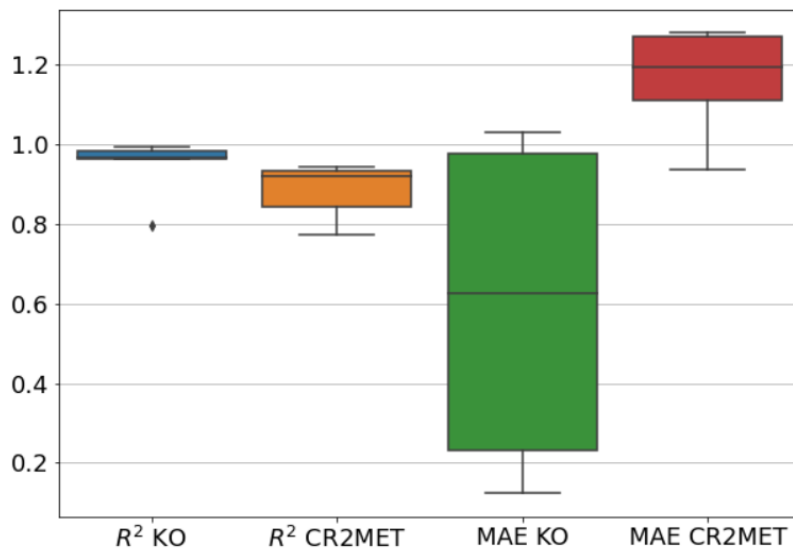


Figura 35: Boxplots estadísticos comparación de temperatura, año 2013.

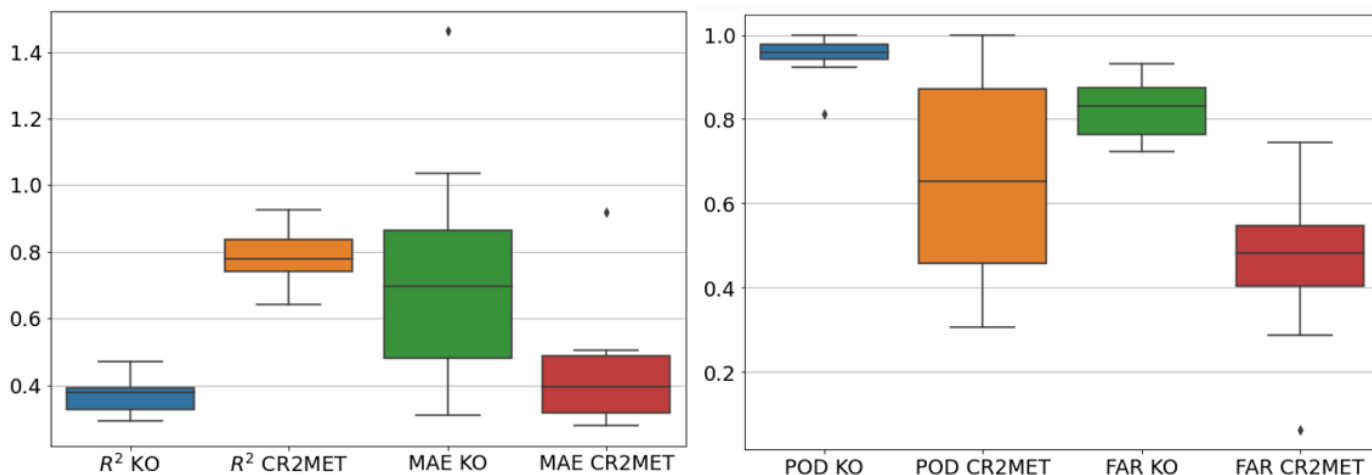


Figura 36: Boxplots estadísticos comparación de precipitación, año 2013.

Notamos que para la temperatura diaria (ver Figura 33) el método de Kriging ordinario presenta la variabilidad térmica de las estaciones con un buen ajuste, obteniendo un valor de R^2 promedio alto (ver Figura 35). Por otro lado, en la precipitación diaria (ver Figura 34 izquierda) se tiene que el método geoestadístico es incapaz de estimar los valores máximos diarios observados por las estaciones y CR2MET. Sin embargo, la precipitación diaria acumulada (ver Figura 34 derecha) el modelo presenta valores similares a las observaciones, junto con aumentar su valor durante los mismos eventos de precipitación.

5. Discusión

5.1 Discusión Estacional

Un elemento de suma importancia para la realización de este estudio son las estaciones meteorológicas, las cuales son el punto de inicio para la construcción de todos los modelos aplicados en este trabajo. En la aplicación de los métodos geoestadísticos es claro que es contraproducente la escasez de estaciones, principalmente en la variable de temperatura, para lo cual se cuenta solamente con 28 estaciones en toda la zona, dejando en completa ausencia de datos gran parte de la sección norte, siendo cerca de 14.000 km² sin información. Junto con esto, las observaciones de las estaciones en la zona centro y centro sur no son suficientes para representar la correlación existente, lo cual se aprecia en la repetición de la estructura de los variogramas experimentales de temperatura, los cuales poseen la misma forma en todas sus realizaciones, incluso para el variograma de altura de las estaciones de la variable (ver Figura 18).

De la misma raíz se obtiene que en el método de Kriging ordinario para la temperatura (Figura 16) se producen valores constantes de la variable en gran parte del terreno y ninguna estimación en la zona norte. A pesar de que se podría haber aumentado el radio de influencia para llegar a zonas sin datos, se opta por no realizarse ya que el sesgo producido puede ser demasiado alto en dichas zonas, junto con aumentar en sectores donde si se poseen estimaciones. Por lo que, al igual que en el estudio realizado por Valiski (2019), se tiene que un espacio más denso de red y registros de precipitación y temperatura más completo mejorarán los resultados del análisis geoestadístico, bajando la incertidumbre de todo el territorio y obteniendo resultados en la zona norte para el caso de la temperatura con el método de Kriging ordinario.

Para el caso de la precipitación se cuenta con una mayor cantidad de estaciones durante el período de estudio, junto con una distribución espacial que permitiría abarcar todo el territorio nacional, lo cual permite una modelación óptima en el caso del Kriging ordinario, estimando la precipitación en toda la zona y mitigando el efecto de las “burbujas” de influencia observado en la variable de temperatura.

Para la modelación del Kriging ordinario es necesaria la utilización del método de validación cruzada sobre las estimaciones de los variogramas del tipo omnidireccional y horizontal/vertical, enseñado en la Tabla 4 y Tabla 5 para la temperatura y precipitación respectivamente. En el caso de la temperatura, las mejores estimaciones en la zona de estudio son producidas por los variogramas del tipo horizontal/vertical, esto debido a las características propias de la temperatura, donde su variabilidad está fuertemente relacionada con la variación

de altura, expresándose en la zona de estudio en la dirección este – oeste. Además del efecto de variación norte – sur, proveniente de la disminución de temperatura al desplazarse desde el trópico hacia el polo sur. Sin embargo, queda recalcar que en la mayoría de los casos los variogramas del tipo horizontal/vertical y omnidireccional presentan leves diferencias ($\Delta\sigma$ cercano a 2 °C), por lo cual el variograma omnidireccional también es capaz de estimar la temperatura de manera correcta.

Mientras tanto, la precipitación se caracteriza por poseer diversas covariables que afectan sus eventos, entre los que se encuentran el gradiente topográfico de este a oeste, haciendo que las masas de aire cargadas de humedad suban forzosamente. También se encuentra el flujo de aire a “chorro” entre cordilleras desde el norte, la aparición de un frente frío, Ríos Atmosféricos (AR) que tocan la costa, núcleos fríos en altura, entre otros (Aceituno, 2021). Dichos elementos pueden no estar incluidos en la dirección este – oeste o norte – sur, produciendo una mayor utilización del variograma omnidireccional. Sin embargo, al igual que para la temperatura, se poseen diferencias tenues de desviación estándar en una gran parte de los casos ($\Delta\sigma$ cercano a 5 mm), por lo que el variograma horizontal/vertical puede caracterizar la precipitación.

En el método de Co-Kriging, presentado en las Figura 21 y Figura 22 para la temperatura y precipitación respectivamente, se aprecia una baja continuidad espacial a través de saltos pronunciados de temperatura y precipitación en zonas contiguas. Asimismo, la validación cruzada de la Tabla 6 presenta errores medios menores a -6 °C para la temperatura y -35 mm para la precipitación (junto con errores menores a -100 mm en algunos casos). Esto puede deberse a la leve cantidad de estaciones que se poseen para la creación de los variogramas de las variables de temperatura y precipitación y el variograma de altura, brindando información incompleta la zona de estudio al modelo.

Para la utilización del Kriging regresivo es necesaria la utilización del modelo Linear Regression sobre las variables de temperatura y precipitación, donde se observa en las Tabla 7 y Tabla 8 que si bien no posee los mejores estadísticos para el caso de la temperatura, el valor de su coeficiente de determinación mejora un 17% para la temperatura y un 40% para la precipitación luego de la aplicación del Kriging ordinario sobre sus residuos, junto con una disminución del MAE de precipitación de 7 mm, llegando a ser el mejor representante de ambas variables.

La modelación con el Kriging regresivo para el año 2013 presenta resultados con mayor continuidad en comparación con el método de Co-Kriging, tanto para la temperatura como para la precipitación (ver Figura 23 y Figura 24 respectivamente). Junto ello, la validación cruzada del Kriging regresivo para todos los años se presenta en la Tabla 9, donde se observa que la variable de

temperatura presenta una media de errores μ cercana al valor nulo y una desviación estándar σ menor a 10 °C. Mientras que la precipitación posee una media nula y σ menor a 25 mm durante las estaciones de primavera y verano, mientras que para las estaciones de invierno y primavera se poseen valores de σ que pueden sobrepasar 100 mm, lo cual implica que, si bien se ha obtenido mayor continuidad de precipitación, aún no es óptima la estimación realizada.

Al realizar las comparaciones de estimaciones de los modelos geoestadísticos con el producto grillado CR2MET para el caso de la temperatura (Figura 31 y Tabla 12) se observa que el método de Kriging ordinario presenta un suavizamiento de la variable, donde no es capaz de mostrar temperaturas muy lejos de su valor promedio. Mientras que en la esquina contraria se encuentra el modelo de Co-Kriging, el cual exhibe sobreestimaciones en la mayoría de sus estaciones, mostrando, por ejemplo, temperaturas bajo cero y casi 40° en verano; ante esto sería necesario una mayor densidad de datos de temperatura y/o altura u otra covariable que sea capaz de regular los cambios drásticos en la zona de estudio. Finalmente, se aprecia que el método de Kriging regresivo posee un mayor acercamiento al producto CR2MET, presentando semejanzas en todas las estaciones del año 2013 exceptuando primavera, donde la diferencia promedio es cercana a 5 °C. Esta similitud es debido a la utilización de información completa de altura en toda la zona, junto con un mayor procesamiento de datos a través de un modelo de regresión lineal.

Por otro lado, en el caso de la comparación de la precipitación, se aprecia en la Figura 32 y Tabla 13 que tanto el Kriging ordinario como el Kriging regresivo manifiestan cerca de la mitad de precipitación que las mostradas por el modelo CR2MET, esto debido a la misma propiedad del Kriging a “suavizar” sus resultados, siendo difícil para este señalar fenómenos eventuales como es la precipitación. Por otro lado, el método de Co-Kriging expone una sobreestimación de valores de precipitación, especialmente en las estaciones estivales, lo cual se debe a una sobrevaloración realizada al añadir la covariable de altura, sobreestimando en zonas donde la altura sea mayor a la media. Aun así, queda recalcar que el efecto que ocurre en el verano de 2013 no se repite en el resto de los años del período de estudio (Ver Anexo H y Anexo N), por lo que los datos de dicha estación del año pueden jugar un rol fundamental en dicha sobreestimación.

5.2 Discusión Diaria

Para el caso diario, lo primero en realizar es un estudio variográfico a nivel temporal para tres estaciones características de las tres subzonas, para así poder describir la variación de cada forzante respecto al tiempo. De esta forma, al observar los variogramas de la Figura 25 y la validación cruzada para las

estimaciones de las Tabla 10 y Tabla 11, se corrobora que la variable de precipitación manifiesta variogramas del tipo pepitico en las 3 subzonas, mientras que la desviación estándar de estos ronda los 30 mm, lo cual es alto considerando que corresponde a la estimación de solo una estación. Si bien era esperable debido a las propiedades de la precipitación, es necesaria la presencia de una correlación diaria para una correcta estimación, siendo imprescindible la utilización de una vecindad móvil.

En efecto, luego de utilizar la vecindad móvil con k igual a dos, se ilustra en la Figura 26 una correlación de 5 días, lo cual es esperable debido a la cantidad de días que afecta cada vecindad. Asimismo, la desviación estándar del error de la validación cruzada disminuye a 2 mm. Si bien la precipitación con vecindad móvil no es comparable con la precipitación bruta, esta es capaz de ser utilizada para modelar una variable eventual.

Sin embargo, cabe destacar que dicha vecindad posee solamente el carácter temporal, puesto que en el variograma espacial diario de la precipitación del año 2013 presentado en la Figura 27 se presenta un comportamiento pepitico. Esto implica que la correlación espacial en el caso de la precipitación con vecindad móvil no presentará cambios, a diferencia del espacio temporal.

El Kriging Ordinario espacio temporal de temperatura y precipitación que se encuentra en la Figura 29 posee un radio de influencia de 40 km a nivel espacial y 10 días a nivel temporal, influyendo sobre los dos días más cercanos. Esto si bien provoca la ausencia de estimaciones en una gran parte del terreno en estudio, disminuye el sesgo que puede provocar sobre zonas donde se poseen los datos correctos.

Al comparar el modelo de Kriging ordinario con las estaciones de la Tabla 3 y el producto CR2MET, se tiene que para el caso de la temperatura en las estaciones de la costa y la cordillera existe una alta similitud, mientras que para la zona del valle se presentan pequeñas diferencias (ver Figura 33). Este efecto ocurre debido a la propiedad del método de Kriging de poseer interpolación exacta, junto con que en las estaciones de la costa y de la cordillera no se presenta una alta densidad de estaciones que modifique la estimación, realizándose solamente con la estación en estudio. Caso contrario ocurre con la zona del valle, donde al ser colindante con más estaciones, esta estimación posee influencias de más de una sola estación. Aun así, la estimación continúa siendo precisa, obteniendo un valor de R^2 muy cercano a uno y el MAE cercano a 0,9.

La comparación diaria para la precipitación se realizó tanto de forma diaria como acumulada diaria (ver Figura 34 derecha). En el caso diario se advierte que la precipitación de CR2MET y la estación supera en gran medida a la del Kriging

ordinario, siendo esta un 20% de la precipitación observada, lo cual se ve demostrado en los estadísticos obtenidos (ver Figura 36), donde se posee un valor de R^2 cercano a 0,4. Sin embargo, al apreciar la precipitación acumulada diaria (ver Figura 34 izquierda) se tiene que la precipitación total producida por el modelo de Kriging es similar a la obtenida por la estación y CR2MET, lo cual implica que en la precipitación diaria el método de Kriging provocó suavizamiento a lo largo de sus días, repartiendo sus valores máximos a lo largo de los días vecinos, lo cual es probable ante la utilización de los métodos geoestadísticos y la vecindad móvil.

Por esto mismo se posee que el estadístico POD registra valores cercanos a uno, indicando que todos los días que llueve realmente, el modelo de Kriging también presenta precipitación. Mientras que las falsas alarmas presentadas por el estadístico de FAR poseen un valor cercano a 0,8, indicando una sobreestimación de días en el modelo con precipitación, provocado en los días aledaños al evento real producto del suavizamiento.

Sumado a lo anterior, queda destacar nuevamente que este trabajo fue desarrollado con datos de la mega sequía, lo cual provoca que las precipitaciones observadas sean sucesos sumamente eventuales, dificultando de sobremanera las predicciones a realizar por los métodos geoestadísticos. Sin embargo, es necesario efectuar estimaciones en estas condiciones debido a la situación de escasez persistente presentada en la región.

Finalmente, otras covariables meteorológicas que hubieran sido interesantes para implementar en el modelo a nivel diario son tales como la dirección y velocidad del viento, la humedad relativa y la orientación del relieve, puesto que, siendo capaces de disminuir la magnitud y dispersión de los errores, sobre todo para el caso de la precipitación, para el cual la utilización de datos de altura no fue suficiente para una estimación óptima.

6. Conclusión

La investigación tiene como resultado el desarrollo de un producto que entrega la precipitación acumulada diaria y la temperatura media diaria en base a métodos geoestadísticos a una resolución de 2,5 km, siendo más fina que los productos ya existentes. Este producto obtenido fue capaz de representar con mayor exactitud la temperatura que la precipitación, debido al carácter continuo que la temperatura posee.

Para llegar al producto a través de método geoestadísticos, se realiza un análisis exploratorio de las variables de temperatura y precipitación, caracterizando su estructura espacial y temporal a través de variogramas. Junto con esto, se diseña e implementa una metodología para los métodos geoestadísticos en función de las características de las variables, tanto a nivel estacional como a nivel diario.

A nivel estacional se modelan los mapas de precipitación y temperatura para todas las estaciones de los 5 años del período de estudio a través de los métodos geoestadísticos. En el caso del Co-Kriging como el Kriging Regresivo se estiman las forzantes utilizando como covariable la altura, permitiendo la estimación de las variables en todo el territorio de estudio a pesar de la escasez de estaciones, en especial en la variable de temperatura. El método de Kriging regresivo presenta una mayor continuidad de ambas variables, sin embargo, para una mejor estimación es recomendable la inclusión de otras covariables que permitan exponer los fenómenos característicos de la zona.

A nivel diario, la utilización de una vecindad móvil en el espacio temporal permite aumentar la continuidad presentada entre los eventos una variable regionalizada, en especial para el caso de que dicha variable presente mayormente valores nulos. Sin embargo, se debe tener en cuenta que al utilizarla en conjunto con métodos de Kriging se puede provocar problemas de subestimación en las estimaciones diarias, debido al efecto de suavización.

Finalmente, el presente estudio significa un aporte incremental respecto a la comprensión de los métodos geoestadísticos utilizados para la estimación de variables meteorológicas en zonas donde no se tenga información, permitiendo producir un producto en forma de grilla de alta resolución. Siendo recomendable poseer toda la información posible para una correcta caracterización de las forzantes.

7. Bibliografía

- [1] Dussaubat, S., Vargas, X., & Ortiz, J., (2005). *Estimación de la Variabilidad Espacial de Eventos de Precipitación Usando Métodos Geoestadísticos.*
- [2] Vasiliki, A., Emmanouil, V., & Dionissios, H., (2019). *Geostatistical analysis of precipitation in the island of Crete (Greece) based on a sparse monitoring network.*
- [3] Baez-Villanueva, O., Zambrano-Bigiarini, M., Beck, H., McNamara, I., Ribbe, L., Nauditt, A., Birkel, C., Verbist, K., Giraldo-Osorio, J., & Xuan, N., (2020). RF-MEP: *A novel Random Forest method for merging gridded precipitation products and ground-based measurements.*
- [4] Castro, L., Gironás, J., & Fernández, B., (2014). *Spatial estimation of daily precipitation in regions with complex relief and scarce data using terrain orientation.*
- [5] Daly, C., Slate, M., Roberti, J., Laseter, S., & Swift, L., (2017). *High-resolution precipitation mapping in a mountainous watershed: ground truth for evaluating uncertainty in a national precipitation dataset.*
- [6] Shumacher, V., Justino, F., Fernández, A., Meseguer-Ruiz, O., Sarricolea, P., Comin, A., Peroni, L., & Athoff, D., (2020). *Comparison between observations and gridded data sets over complex terrain in the Chilean Andes: Precipitation and temperature.*
- [7] Boisier, J., Álvarez-Garretón, C., Cepeda, J., Osses, A., Vásquez, N., Rondanelli, R., (2018). *CR2MET: A high-resolution precipitation and temperature dataset for hydroclimatic research in Chile.*
- [8] Skøien, J., & Blöschl, G., (2003). *Characteristic space scales and timescales in hydrology.*

[9] Huffman, G.J., E.F. Stocker, D.T. Bolvin, E.J. Nelkin, Jackson Tan (2019). *GPM IMERG Final Precipitation L3 Half Hourly 0.1 degree x 0.1 degree V06*.

[10] Emery, X., (2011). *Apuntes de Clases Geoestadística*. Departamento Ingeniería en Minas.

[11] Aceituno, P., Boisier, J., Garreaud, R., Rondanelli, R., Rutllant, J., (2021). *Climate and Weather in Chile*, Chapter 2.

[12] Corral, C., Emery, X., Magri, E., (2010). *Modelamiento de leyes equivalentes en yacimientos polimetálicos*.

[13] Gutiérrez-López, A., Ramírez, A., Lebel, T., Santillán, O., Fuentes, C., (2011). *Variograms and correlogram, two proposed estimators of the hydrological variability measurement*.

[14] Browne, M., (2000). *Cross-validation methods*. *Journal of Mathematical Psychology* 44 (1): 108–132.

[15] Geisser, S., (1975). *The predictive sample reuse method with applications*. *Journal of the American Statistical Association* 70 (350): 320–328.

[16] Muñoz, L., (2015). *Uso de Kriging Universal en la simulación condicional de leyes*.

[17] Padarian, J., (2011). *Modelación geoestadística del contenido de carbono orgánico del suelo entre las regiones de Valparaíso y De Los Ríos, Chile*.

[18] Maglione, D., Soto, J., Sáenz, J. L., & Bonfili, O., (2019). *Utilización de diferentes metodologías para la construcción de un mapa de precipitación acumulada en la Provincia de Santa Cruz*.

[19] Varentsov, M., Esau, I., Wolf, T., (2020). High-Resolution Temperature Mapping by Geostatistical Kriging with External Drift from Large-Eddy Simulations.

[20] Rahmawati, N., (2020). Space-time variogram for daily rainfall estimates using rain gauges and satellite data in mountainous tropical Island of Bali, Indonesia.

[21] Zhang, W., Liu, D., Zheng, S., Liu, S., Loáciga, H., Li, W., (2020). Regional Precipitation Model Based on Geographically and Temporally Weighted Regression Kriging.

[22] Esri ArcGIS Desktop, (s. f.), Understanding universal Kriging, <https://desktop.arcgis.com/es/arcmap/latest/extensions/geostatistical-analyst/understanding-universal-kriging.htm>

[23] McDonald, C., (2009). Ridge regression. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*.

[24] Brownlee, J., (2016). Linear Regression for Machine Learning.

[25] Li, X. (2013). Using "random forest" for classification and regression. *Chinese Journal of Applied Entomology*.

[26] Murphy, B. (2014). PyKrige: development of a kriging toolkit for Python.

[27] Garreaud, R., Aldunce, P., Araya, G., Blanco, G., Boisier, J., Bozkurt, D., ... & Zambrano, M. (2015). La Mega-Sequia 2010–2015: Una Lección Para el Futuro. Center for Climate and Resilience Research-CR2: Santiago, Chile.

[28] Falvey, M., & Garreaud, R. (2007). Wintertime Precipitation Episodes in Central Chile: Associated Meteorological Conditions and Orographic Influences.

[29] Biblioteca del Congreso Nacional de Chile, (2020). Clima y Vegetación Región de Valparaíso.

[30] Biblioteca del Congreso Nacional de Chile, (2020). Clima y Vegetación Región Metropolitana.

[31] Olmo, M. C. (2005). La Geoestadística como herramienta de análisis espacial de datos de inventario forestal.

[32] Ríos, G., Hurtado, C., (2008). Series de Tiempo.

[33] García, F., (2004). Aplicación de la geoestadística en las ciencias ambientales.

[34] Molina, J., García, J., (2006). Técnicas de análisis de datos, aplicaciones prácticas utilizando Microsoft Excel y Weka.

[35] Soto, F., Garrido, M., Díaz, G., Silva, C., (2017). Rapid multivariate resource assessment. In: GEOMIN-MINEPLANING, 5th International Seminar on Geology for the Mining Industry. Santiago de Chile: GECAMIN.

[36] Pearson, K. (1909). Determination of the coefficient of correlation. Science, 30(757), 23-25.

[37] Wilks, S. S. (1964). Mathematical statistics (No. QA276. W54.). J. Wiley.

[38] Dee, D. P., Uppala, S. M., Simmons, A. J., Berrisford, P., Poli, P., Kobayashi, S., ... & Vitart, F. (2011). The ERA-Interim reanalysis: Configuration and performance of the data assimilation system. Quarterly Journal of the royal meteorological society, 137(656), 553-597.

[39] Álvarez-Garreton, C., Mendoza, P. A., Boisier, J. P., Addor, N., Galleguillos, M., Zambrano-Bigiarini, M., ... & Ayala, A. (2018). The CAMELS-CL dataset: catchment attributes and meteorology for large sample studies—Chile dataset. *Hydrology and Earth System Sciences*, 22(11), 5817-5846.

[40] DGA, (2017). Actualización del balance hídrico nacional.

[41] González Molina, M. J. (2020). Adaptación frente al cambio climático en la cuenca del río Rapel: análisis del cambio de uso de suelo en la disponibilidad hídrica.

[42] Sanhueza, P. I. (2020). Determinación de caudales de diseño en cuencas nivo-pluvial de Chile Central en régimen natural: aplicación de la fórmula de Verni-King usando información grillada de precipitación diaria.

[43] Castro, L. (2019, December). Temperature and precipitation long-term variations in Chile using terrain data and satellite images. In *AGU Fall Meeting Abstracts* (Vol. 2019, pp. H51T-1785).

[44] Matheron, G. (1963). Principles of geostatistics. *Economic geology*, 58(8), 1246-1266.

[45] Ahmed, S., & De Marsily, G. (1987). Comparison of geostatistical methods for estimating transmissivity using data on transmissivity and specific capacity. *Water resources research*, 23(9), 1717-1737.

[46] Seal, H. L. (1968). The historical development of the Gauss linear model. Yale University.

[47] Hoerl, A. E., & Kennard, R. W. (1970). Ridge regression: Biased estimation for nonorthogonal problems. *Technometrics*, 12(1), 55-67.

Anexos

Anexo A: Variogramas espaciales de temperatura

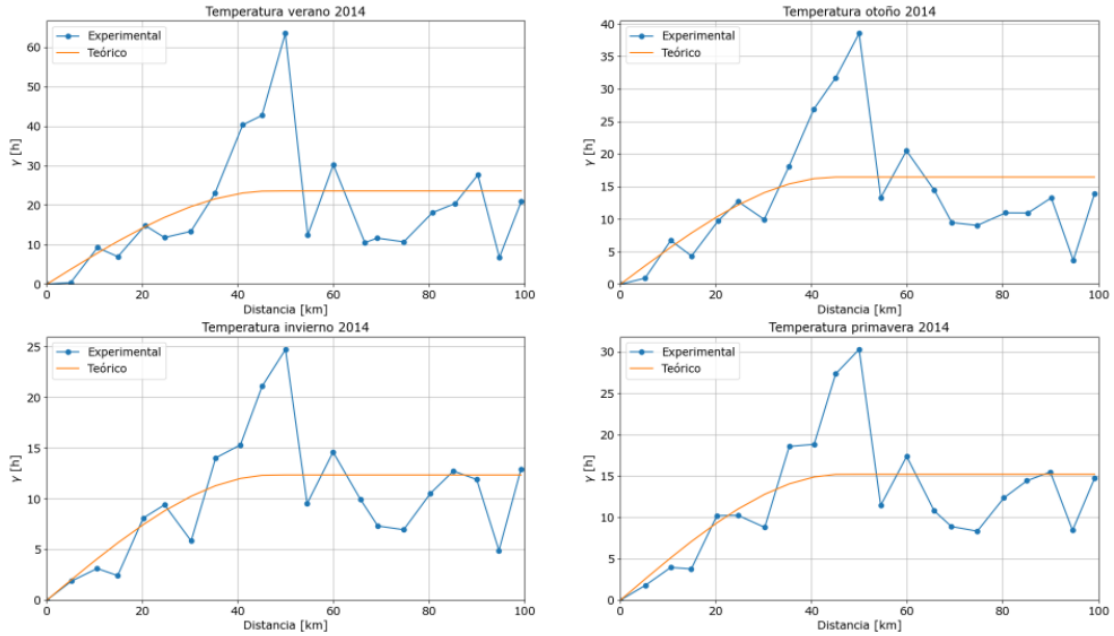


Figura 37: Variogramas de temperatura omnidireccional por estación, año 2014.

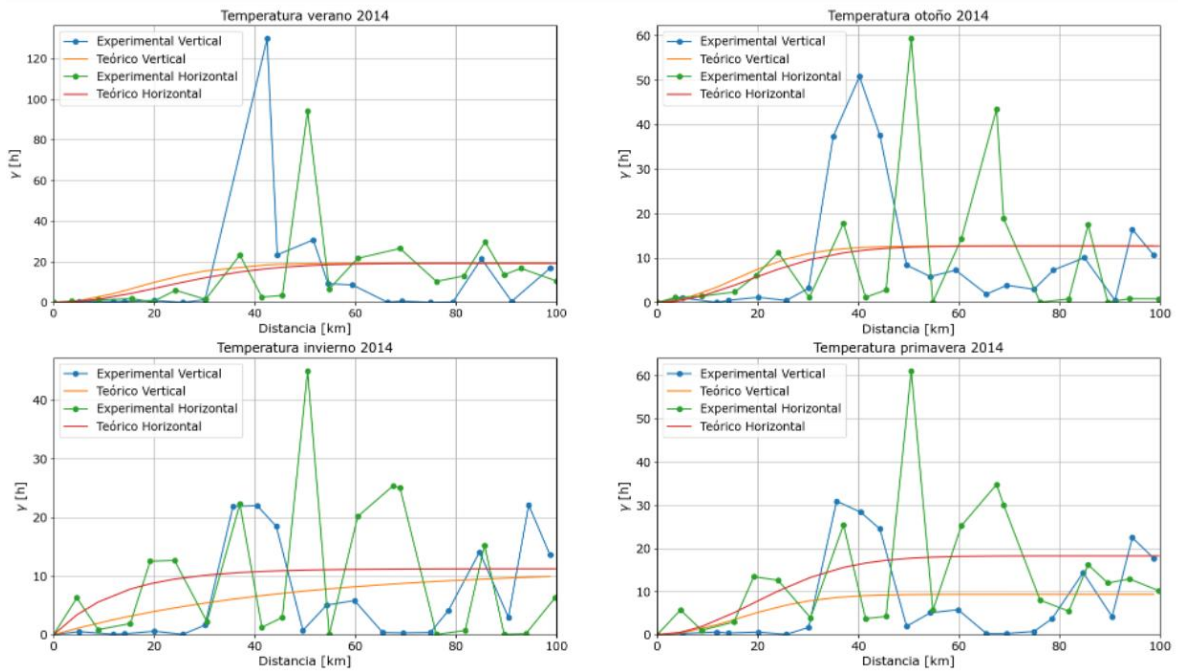


Figura 38: Variogramas de temperatura horizontal/vertical por estación, año 2014.

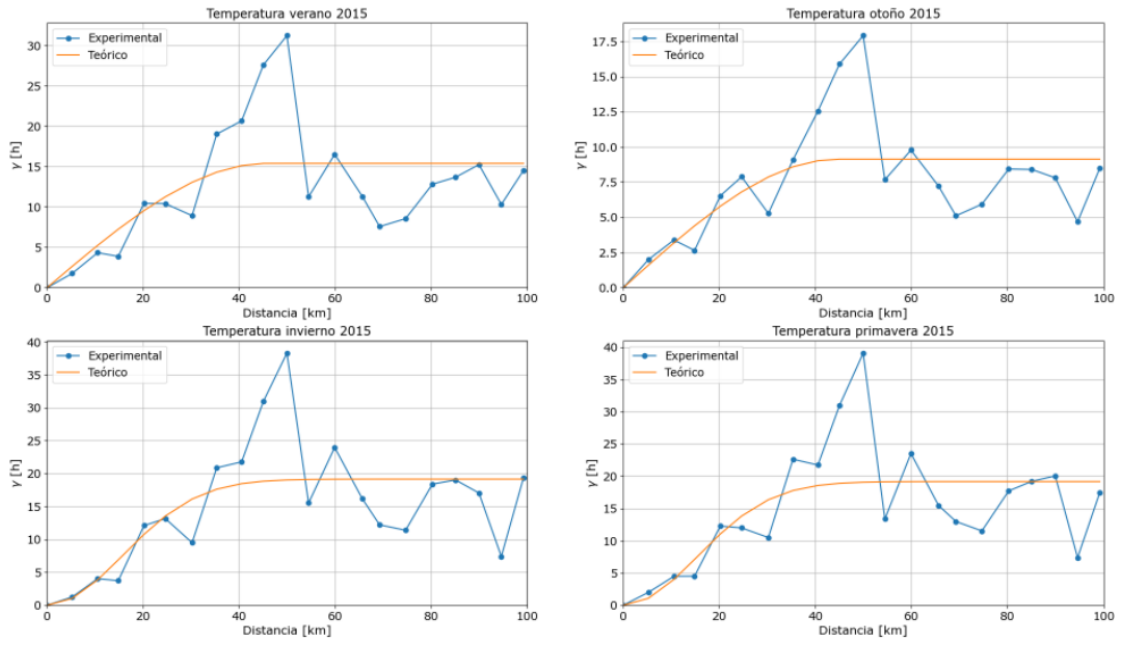


Figura 39: Variogramas de temperatura omnidireccional por estación, año 2015.

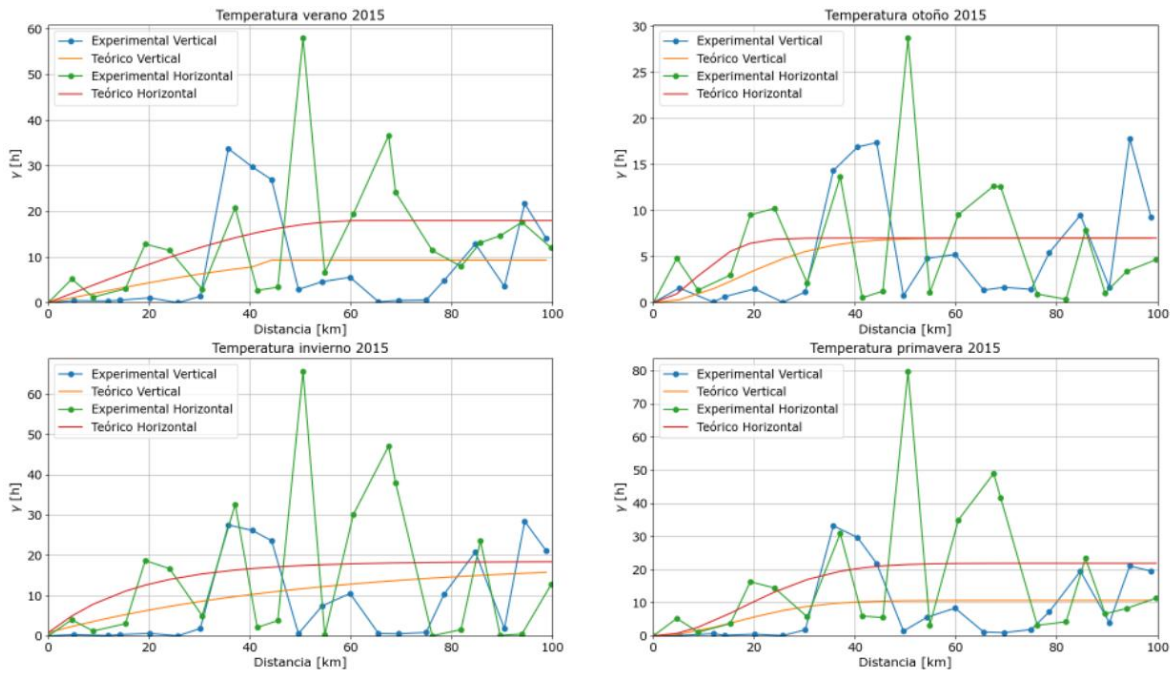


Figura 40: Variogramas de temperatura horizontal/vertical por estación, año 2015.

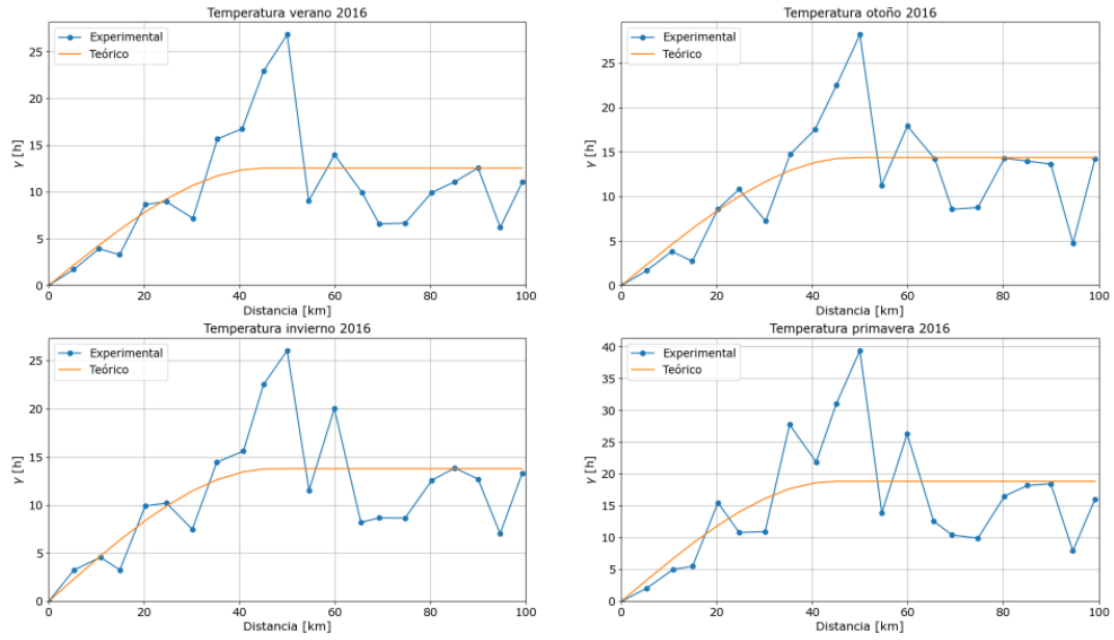


Figura 41: Variogramas de temperatura omnidireccional por estación, año 2016.

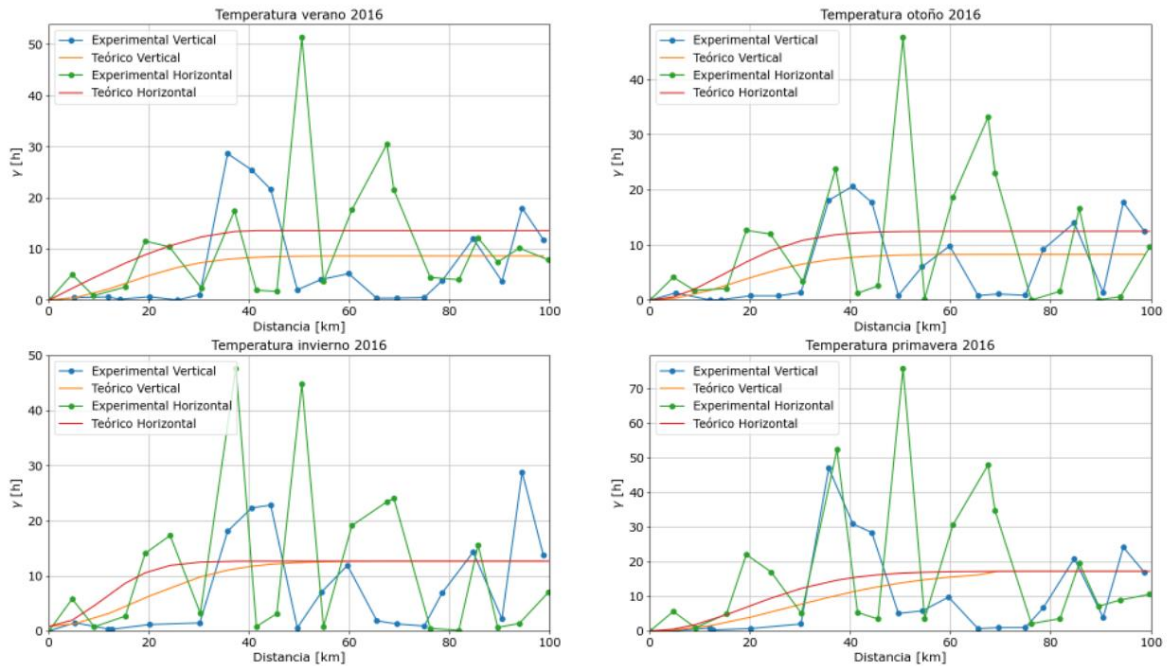


Figura 42: Variogramas de temperatura horizontal/vertical por estación, año 2016.

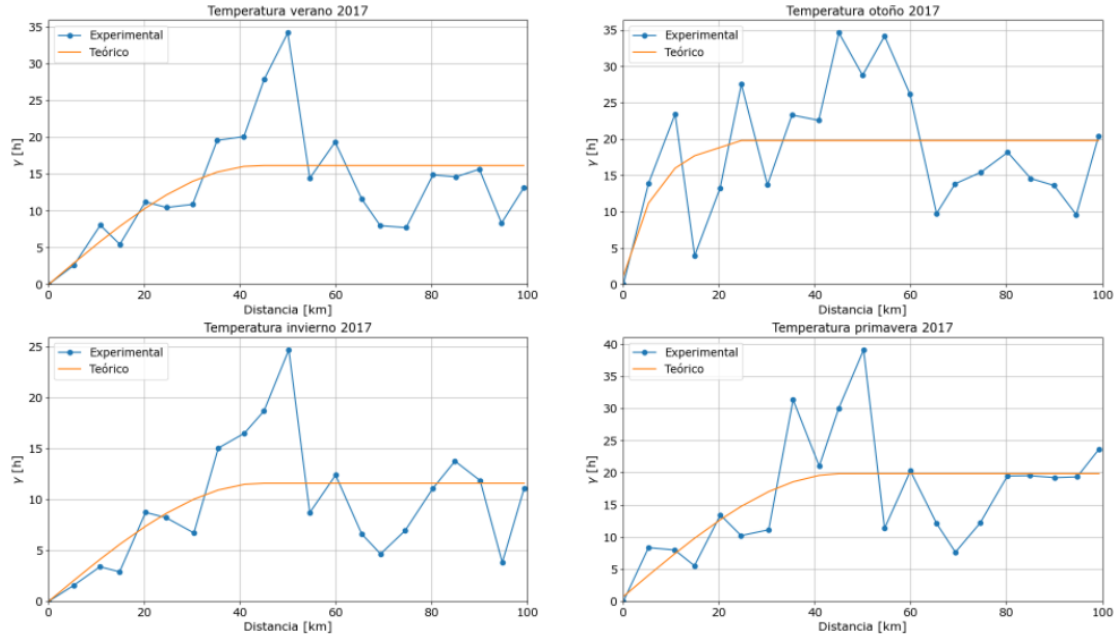


Figura 43: Variogramas de temperatura omnidireccional por estación, año 2017.

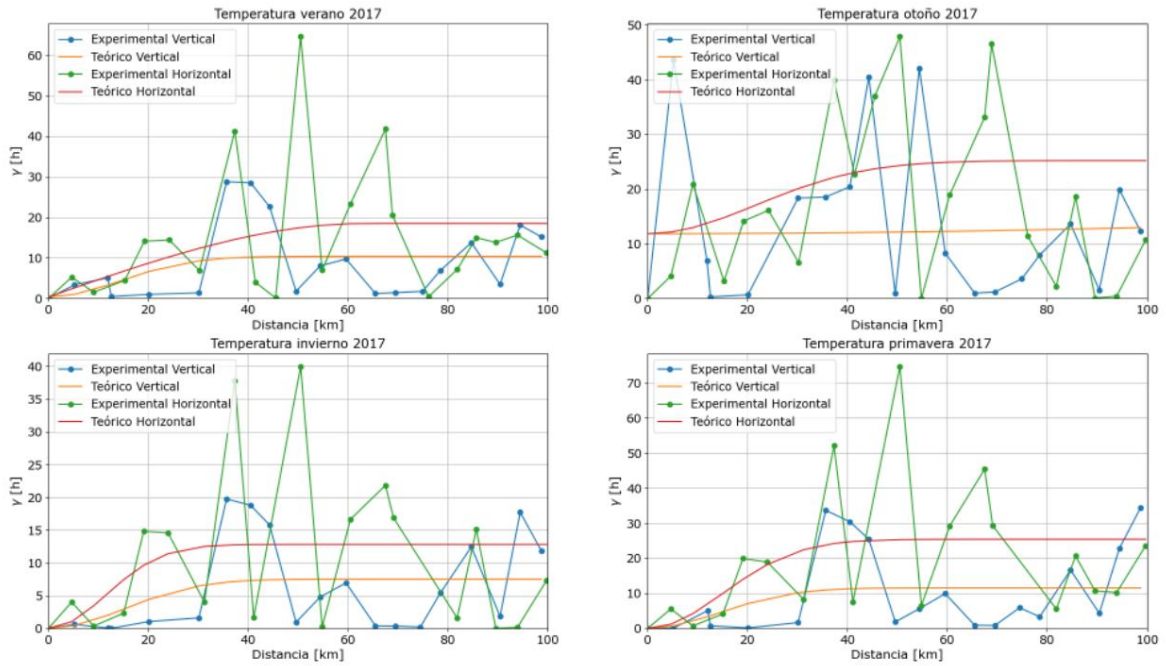


Figura 44: Variogramas de temperatura horizontal/vertical por estación, año 2017.

Anexo B: Variogramas espaciales de precipitación

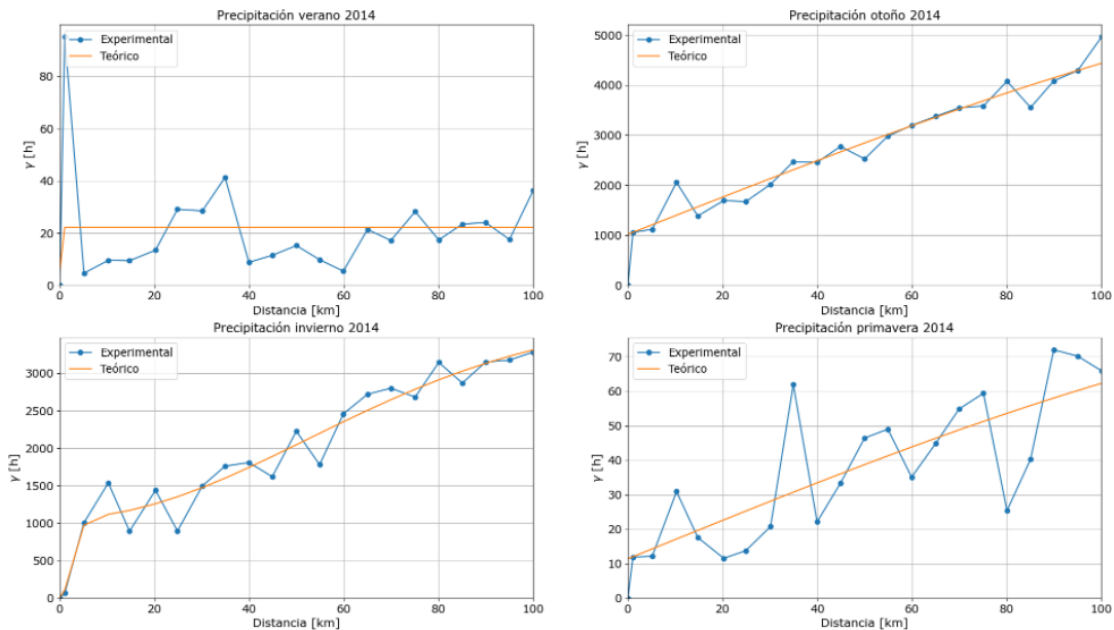


Figura 45: Variogramas precipitación omnidireccional por estación, año 2014.

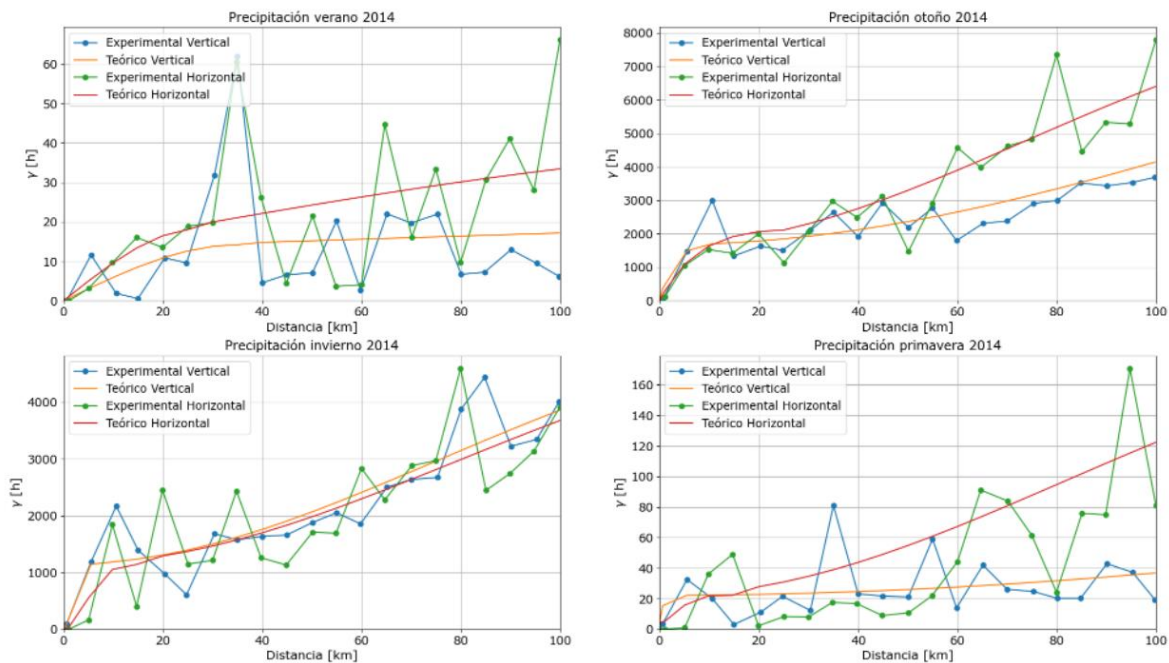


Figura 46: Variogramas precipitación horizontal/vertical por estación, año 2014.

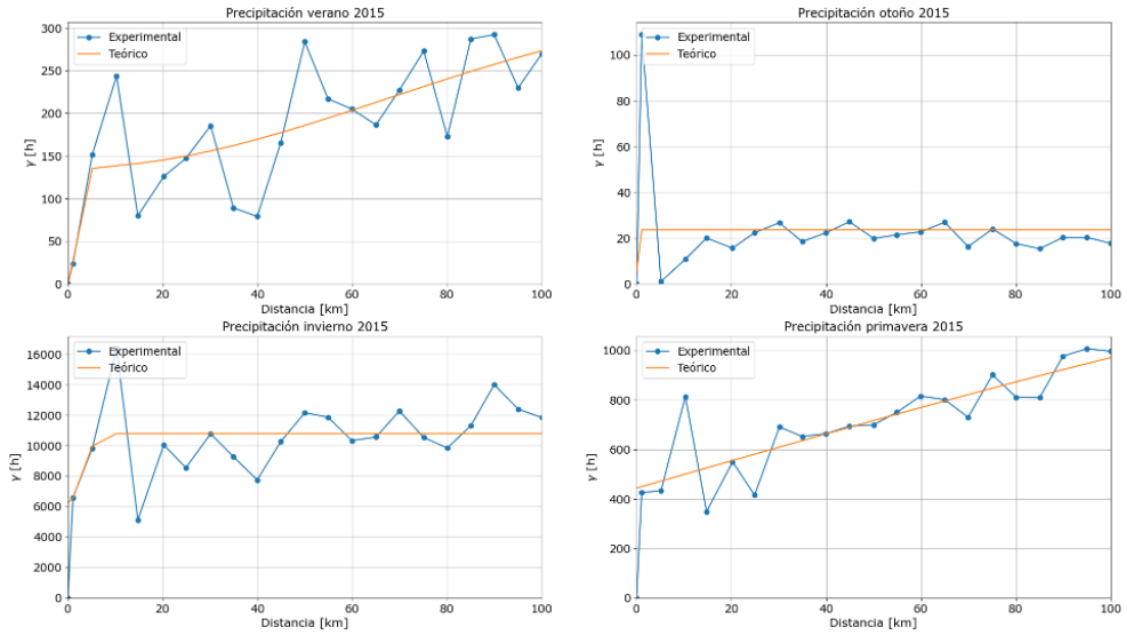


Figura 47: Variogramas precipitación omnidireccional por estación, año 2015.

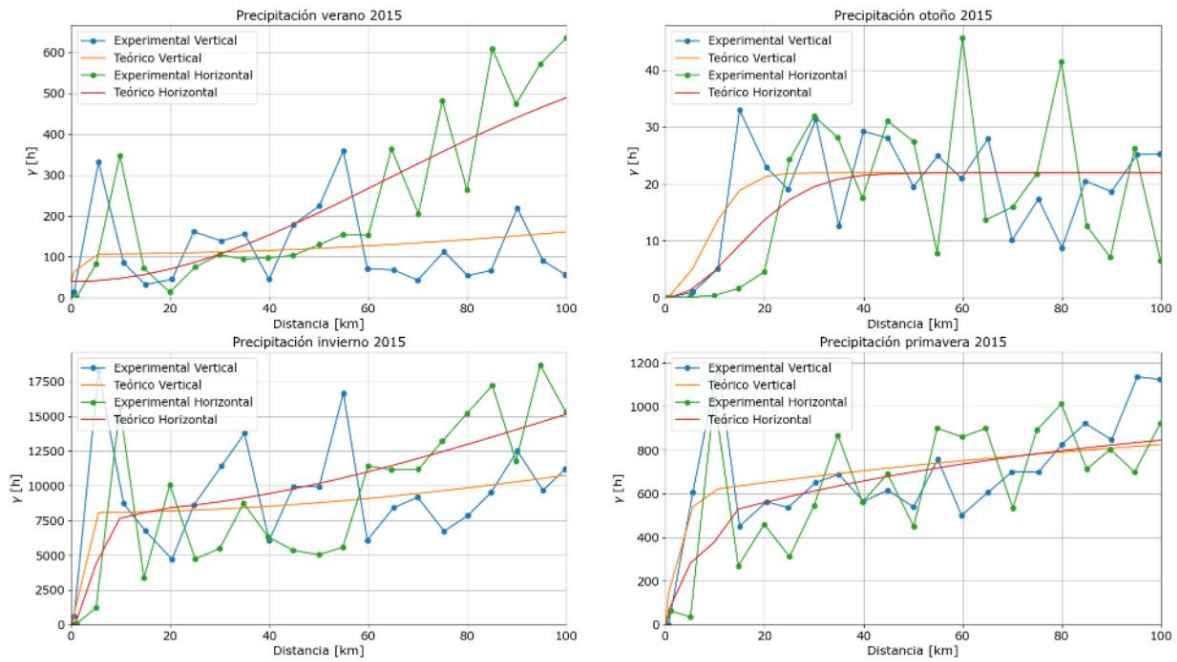


Figura 48: Variogramas precipitación horizontal/vertical por estación, año 2015.

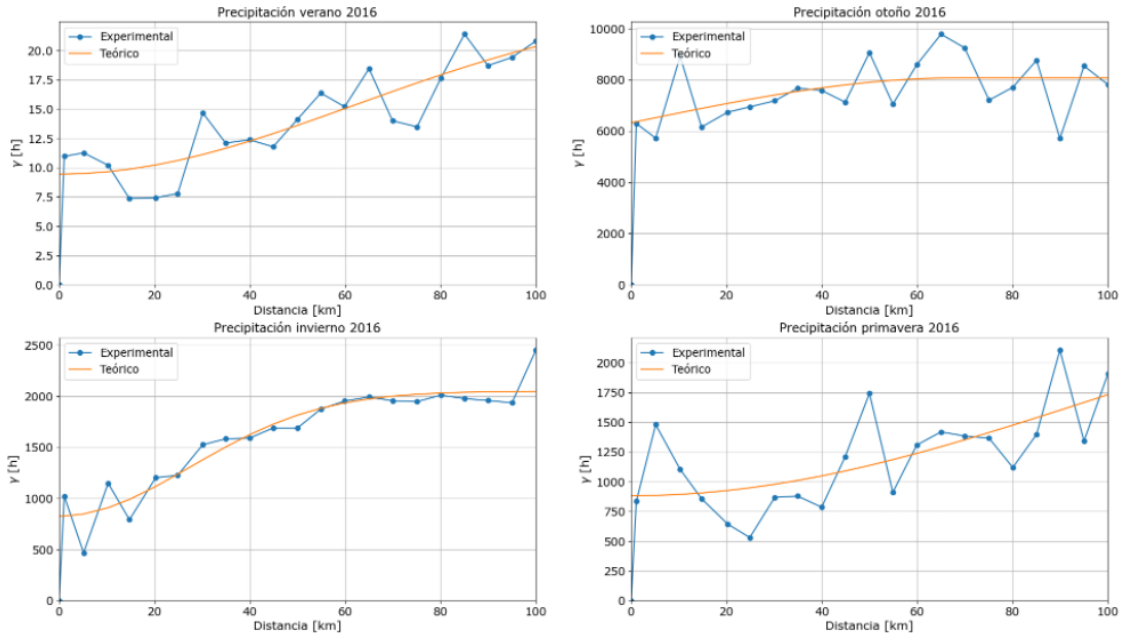


Figura 49: Variogramas precipitación omnidireccional por estación, año 2016.

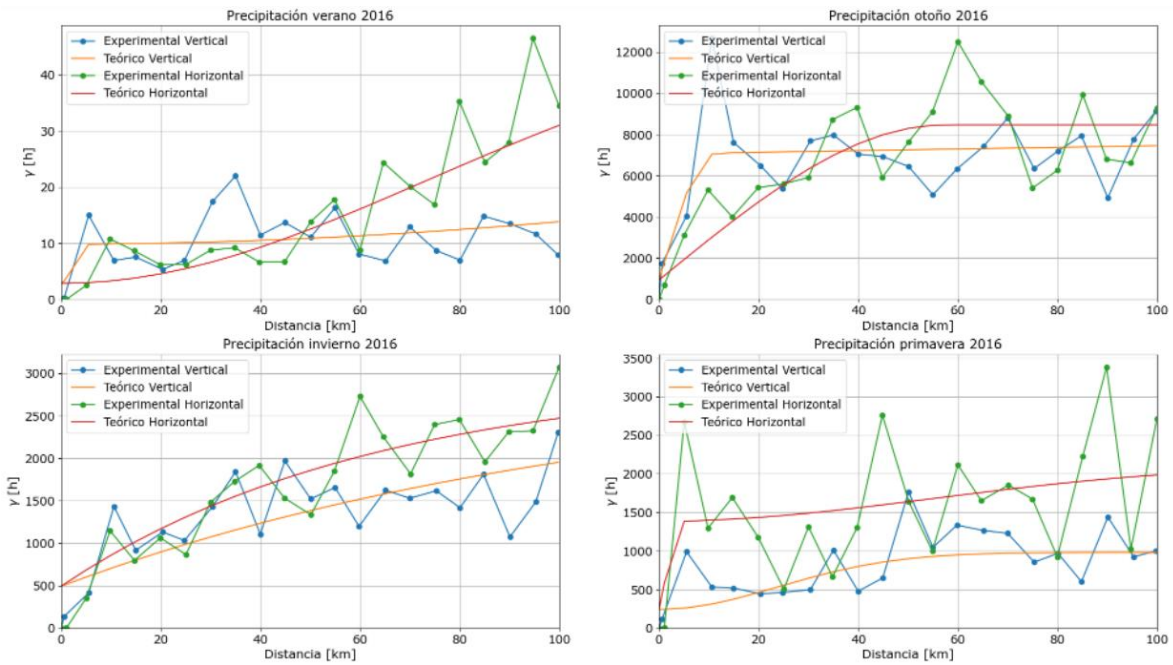


Figura 50: Variogramas precipitación horizontal/vertical por estación, año 2016.

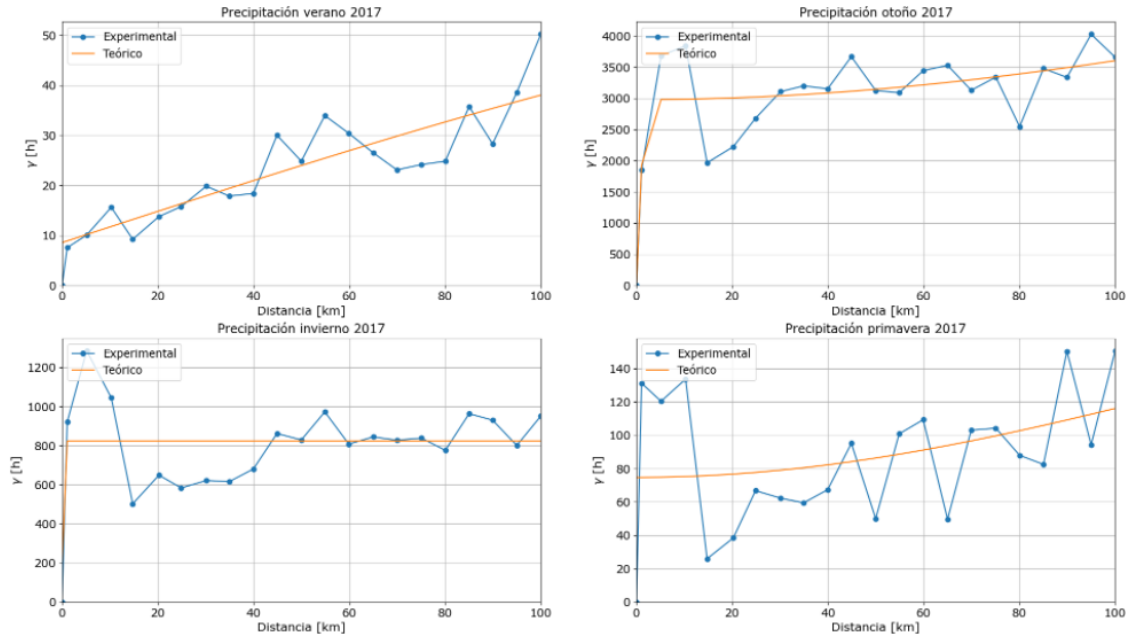


Figura 51: Variogramas precipitación omnidireccional por estación, año 2017.

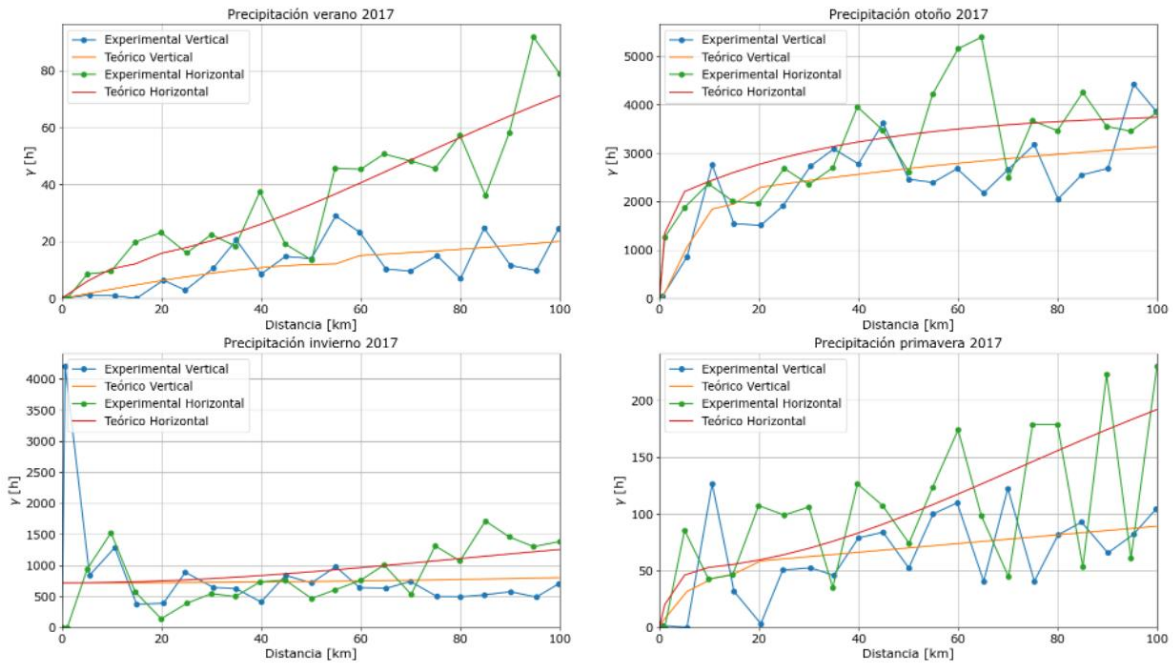


Figura 52 Variogramas precipitación horizontal/vertical por estación, año 2017.

Anexo C: Kriging Ordinario de Temperatura, años 2014 a 2017

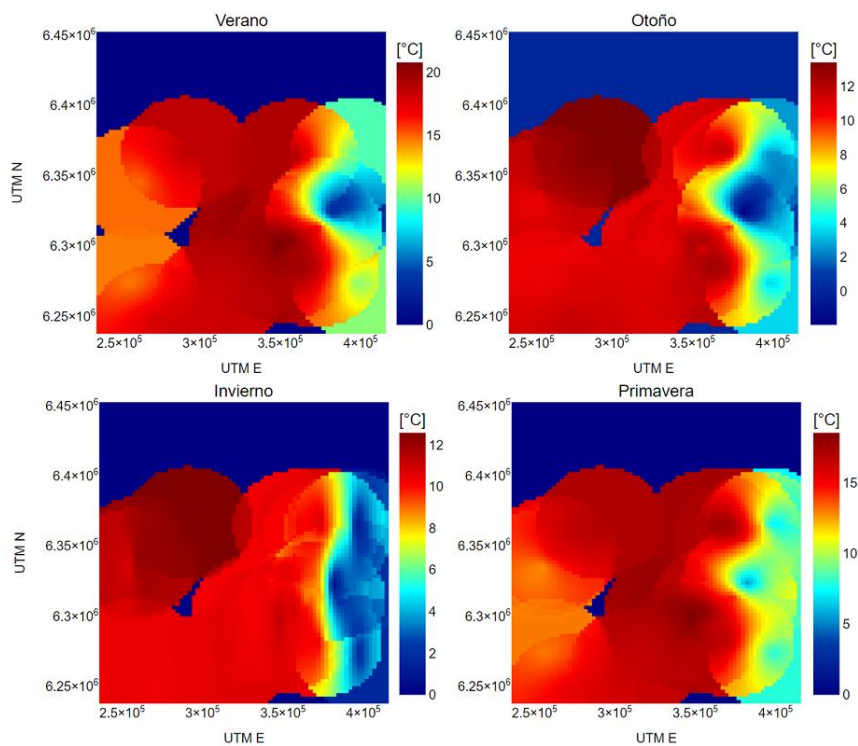


Figura 53: Kriging Ordinario de Temperatura, año 2014.

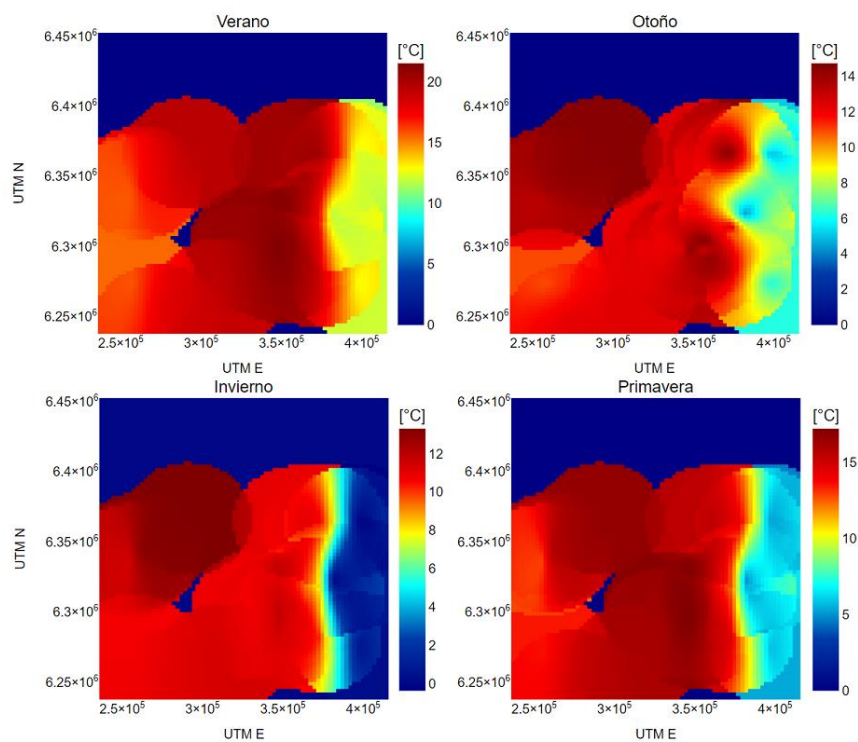


Figura 54: Kriging Ordinario de Temperatura, año 2015.

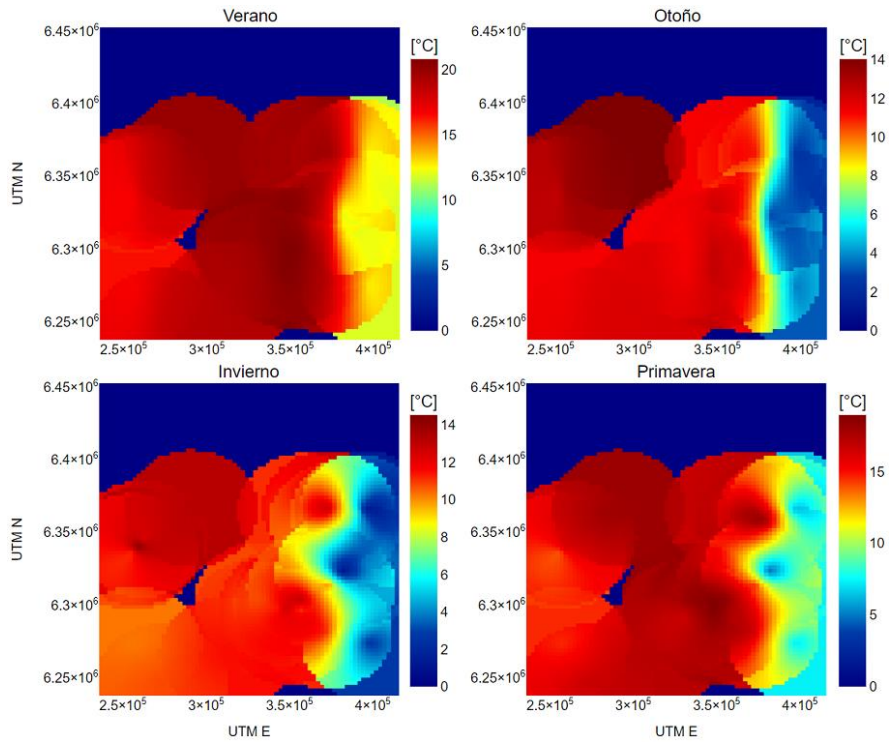


Figura 55: Kriging Ordinario de Temperatura, año 2016.

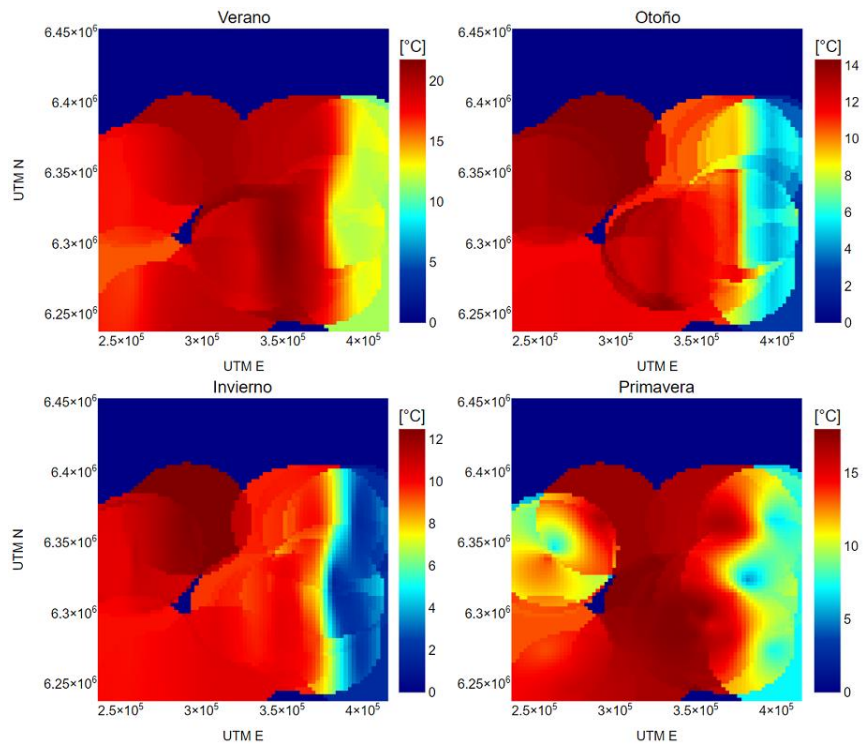


Figura 56: Kriging Ordinario de Temperatura, año 2017.

Anexo D: Kriging Ordinario de Precipitación, años 2014 a 2017

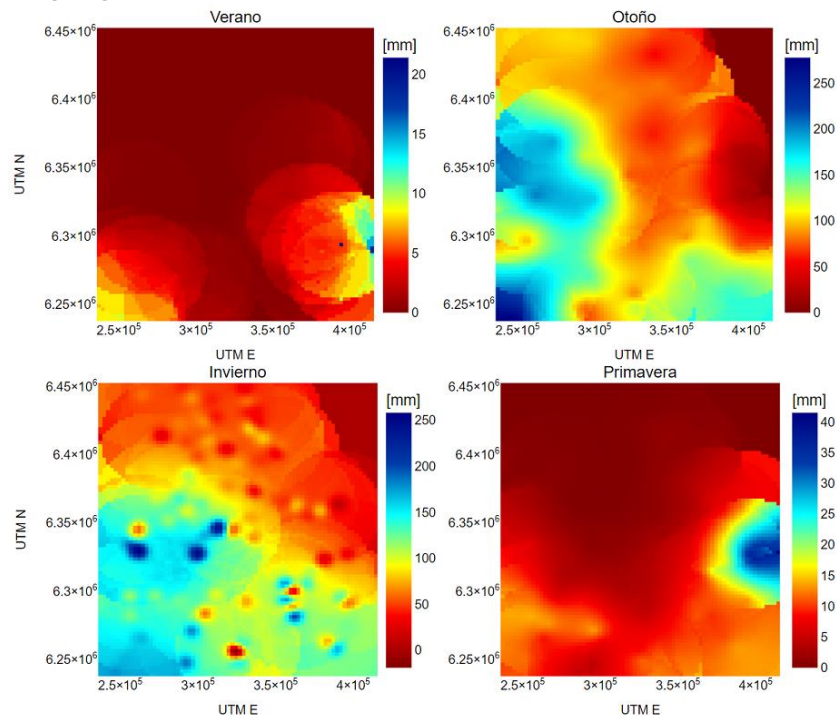


Figura 57: Kriging Ordinario de Precipitación, año 2014.

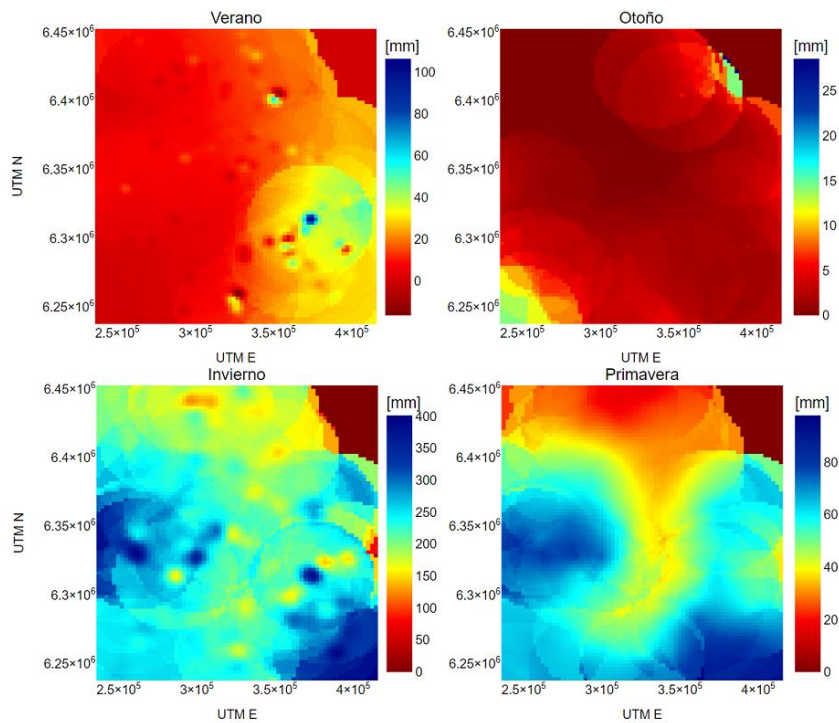


Figura 58: Kriging Ordinario de Precipitación, año 2015.

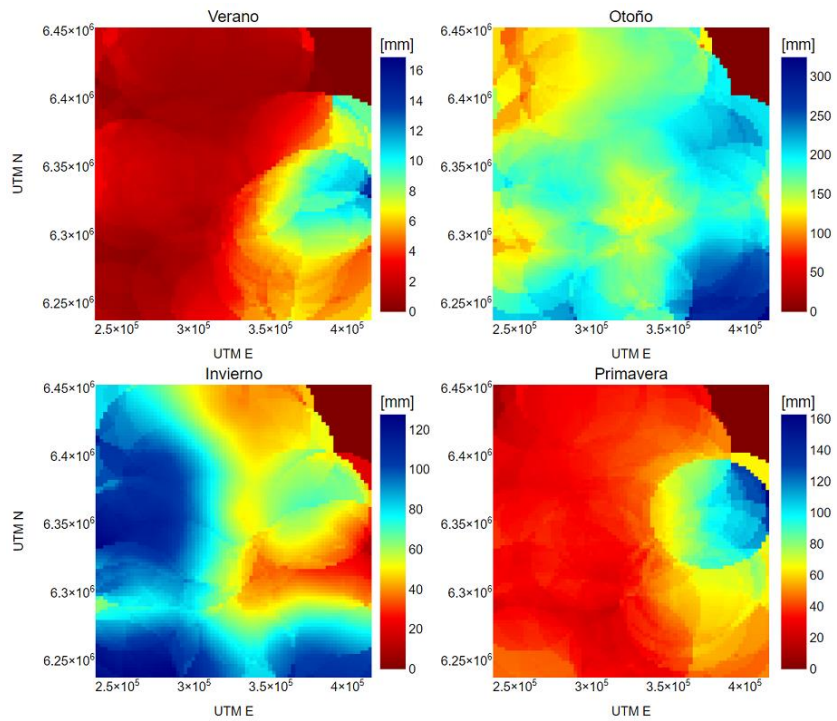


Figura 59: Kriging Ordinario de Precipitación, año 2016.

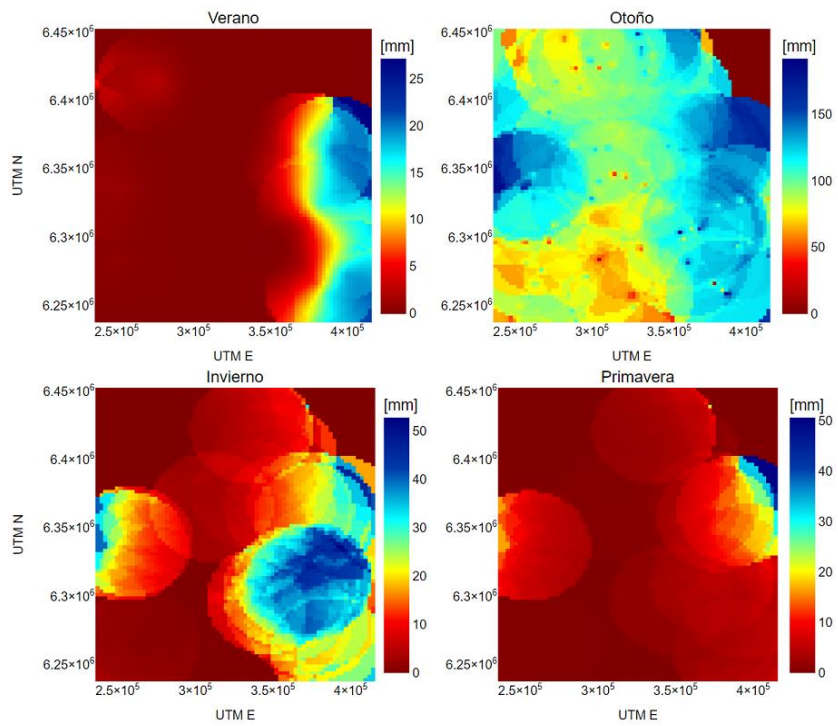


Figura 60: Kriging Ordinario de Precipitación, año 2017.

Anexo E: Variogramas Cruzados de Temperatura y Altura, años 2014 a 2017

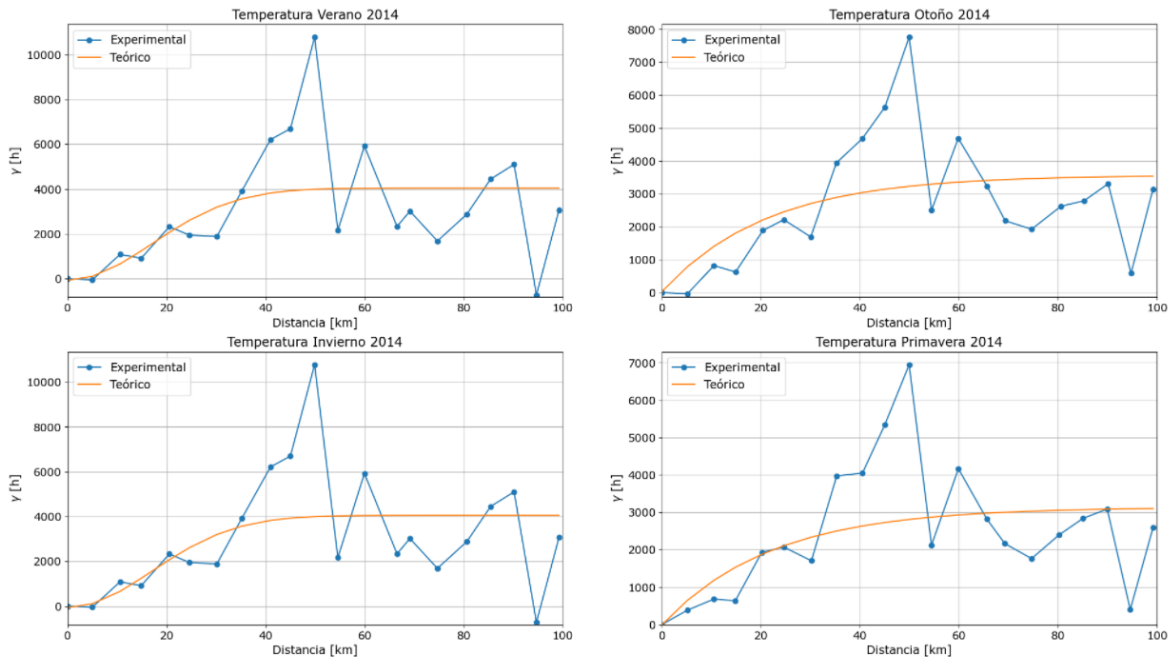


Figura 61: Variograma Cruzado de temperatura, año 2014.

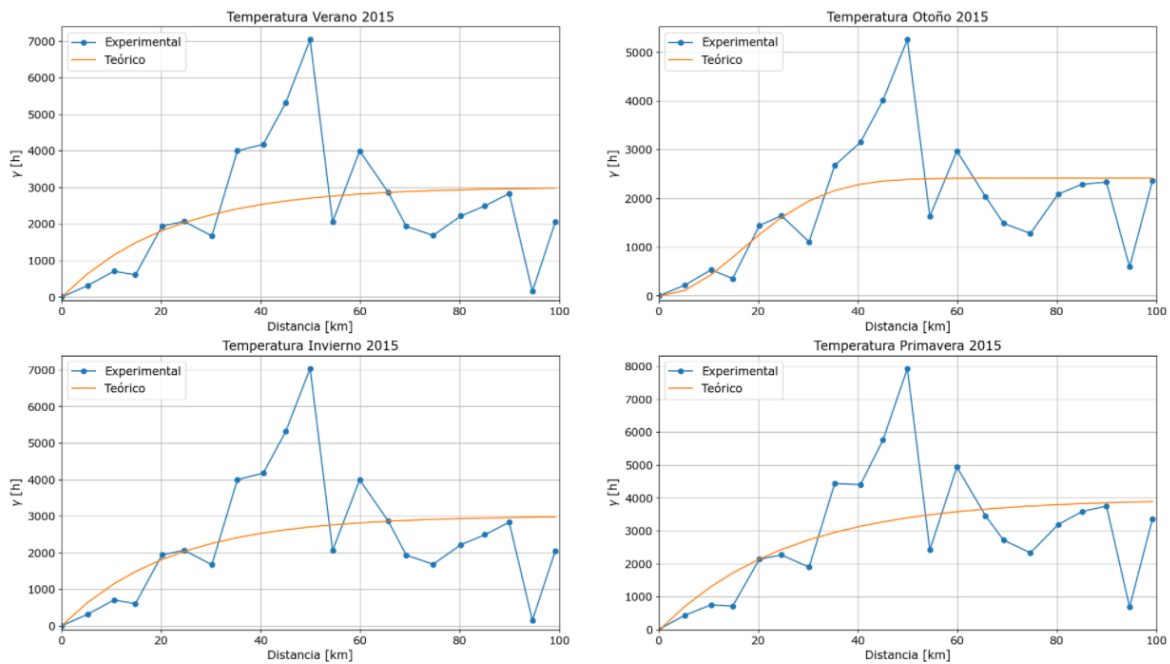


Figura 62: Variograma Cruzado de temperatura, año 2015.

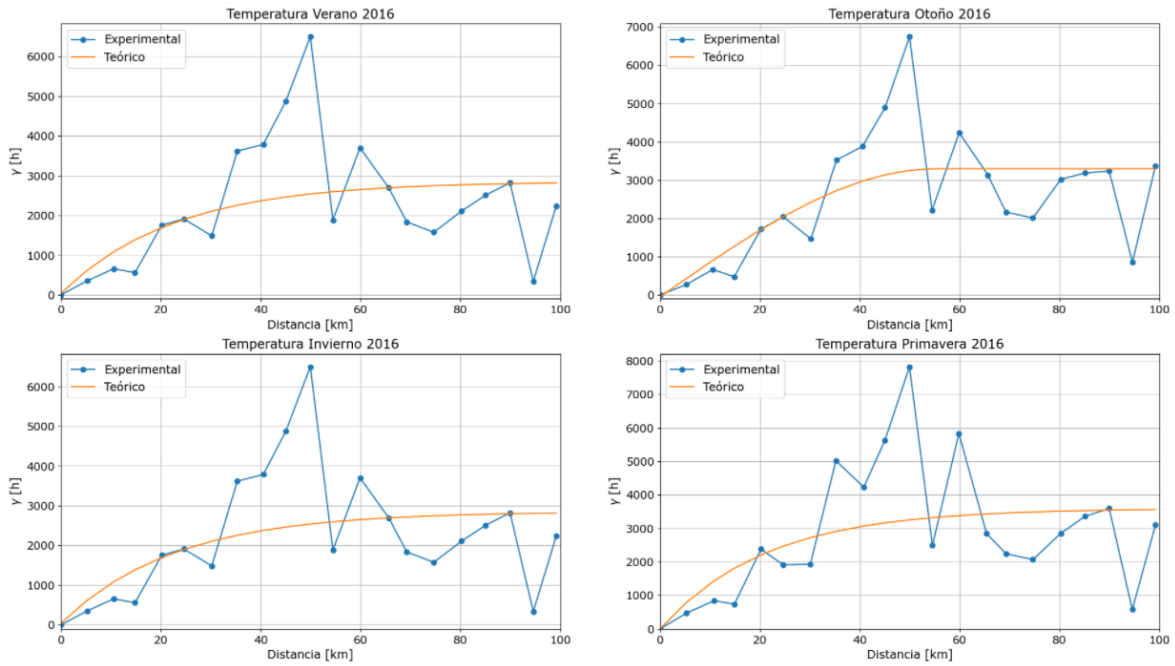


Figura 63: Variograma Cruzado de temperatura, año 2016.

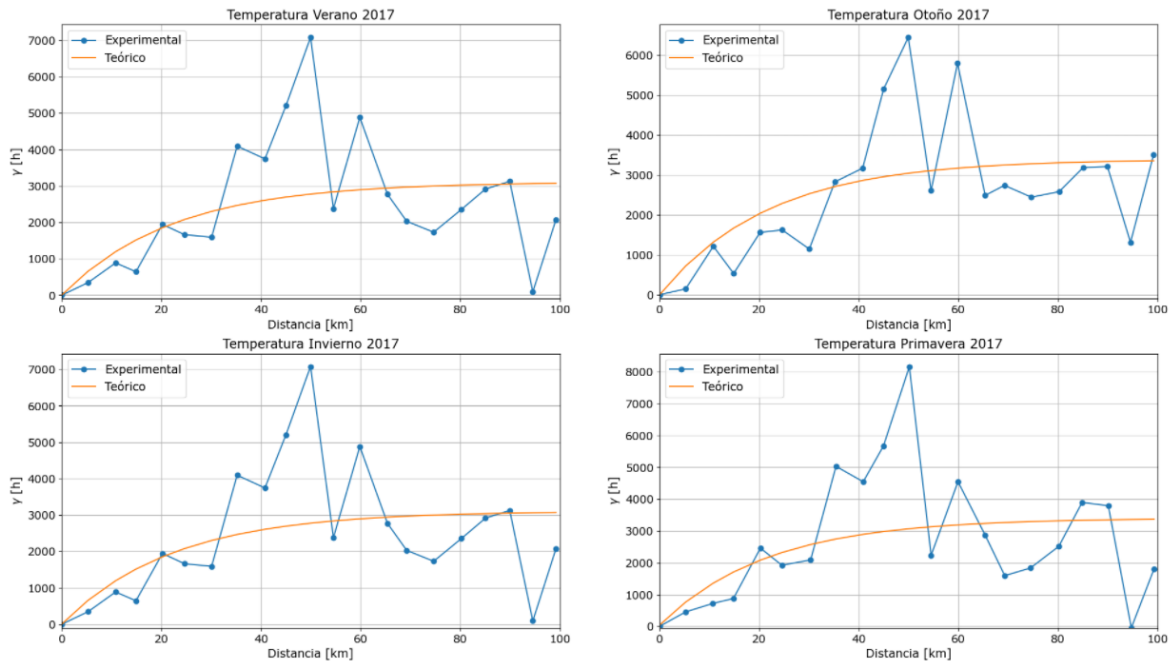


Figura 64: Variograma Cruzado de temperatura, año 2017.

Anexo F: Variogramas Cruzados de Precipitación y Altura, años 2014 a 2017

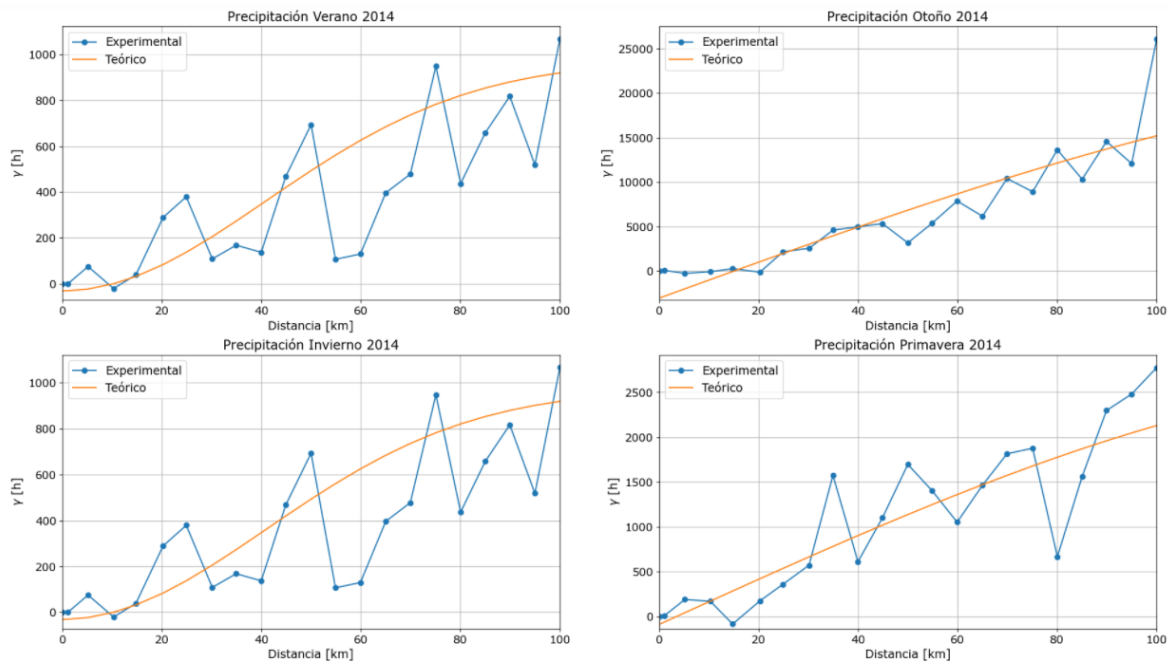


Figura 65: Variograma Cruzado de precipitación, año 2014.

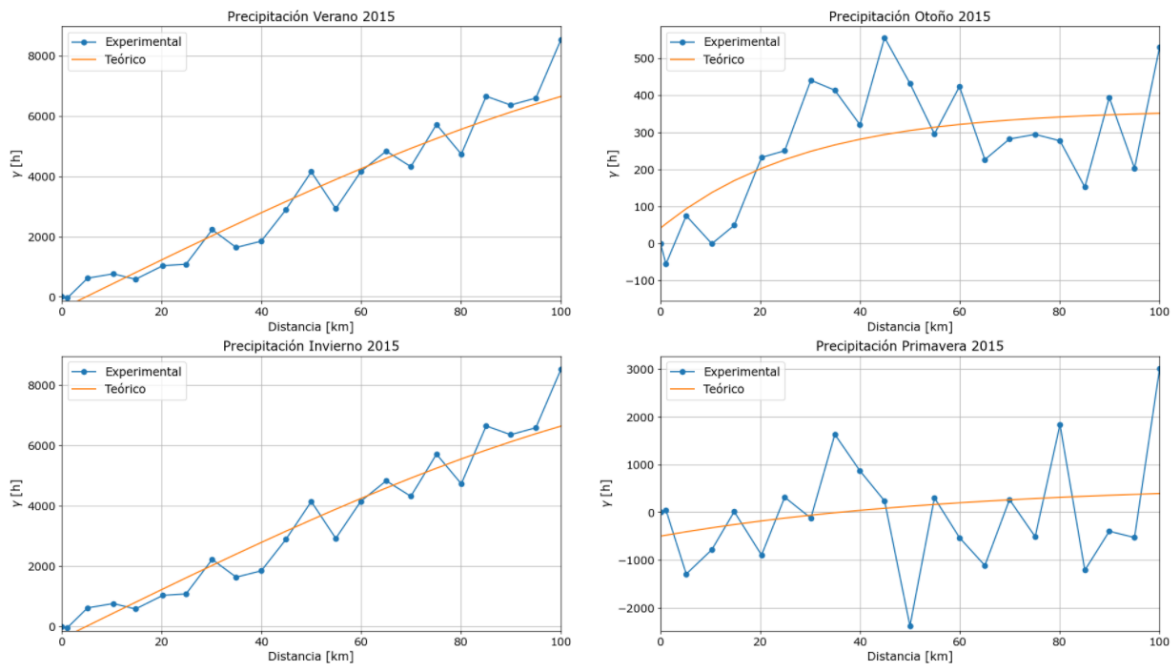


Figura 66: Variograma Cruzado de precipitación, año 2015.

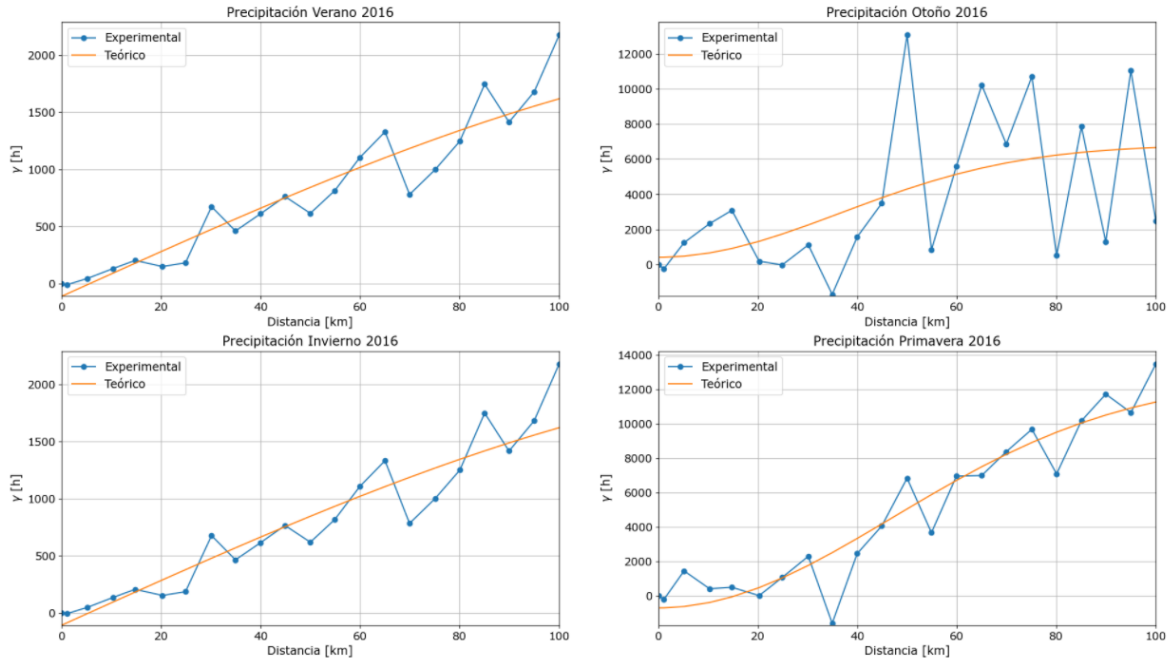


Figura 67: Variograma Cruzado de precipitación, año 2016.

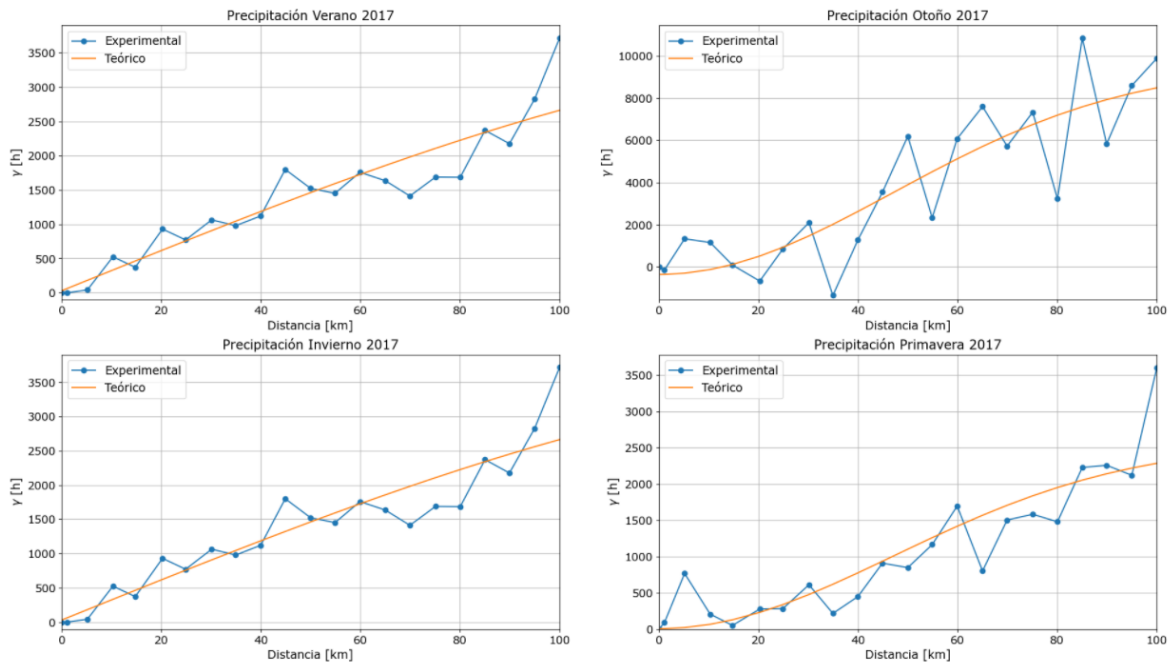


Figura 68: Variograma Cruzado de precipitación, año 2017.

Anexo G: Co-Kriging de Temperatura, años 2014 a 2017

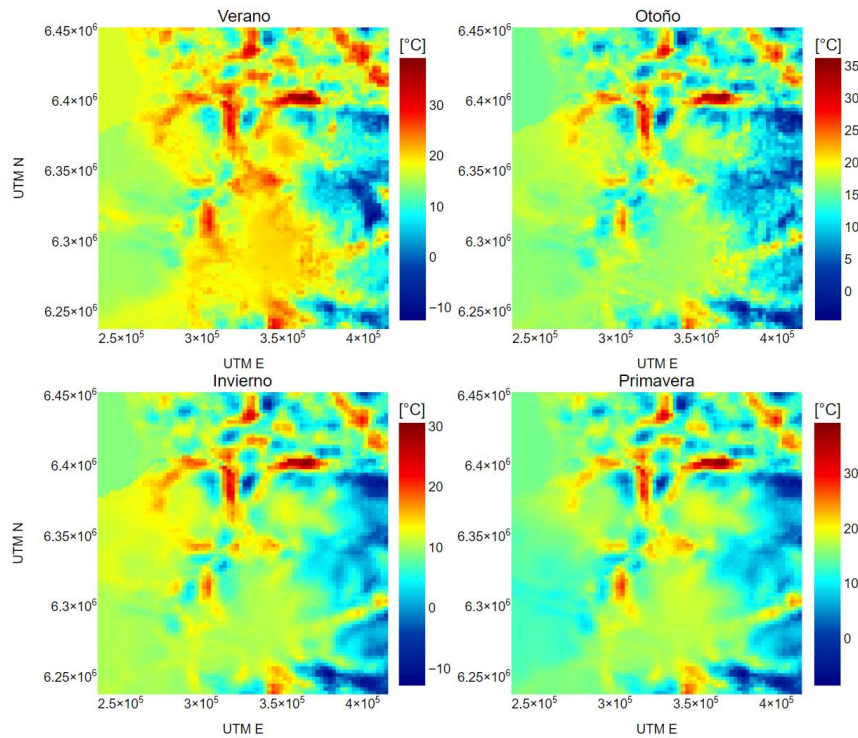


Figura 69: Co-Kriging de temperatura, año 2014.

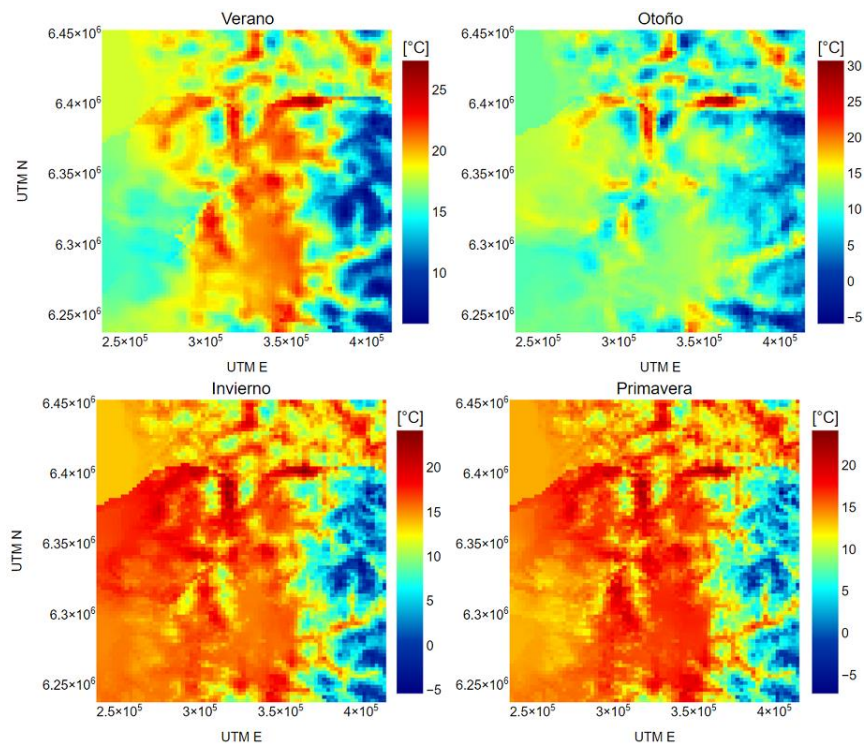


Figura 70: Co-Kriging de temperatura, año 2015.

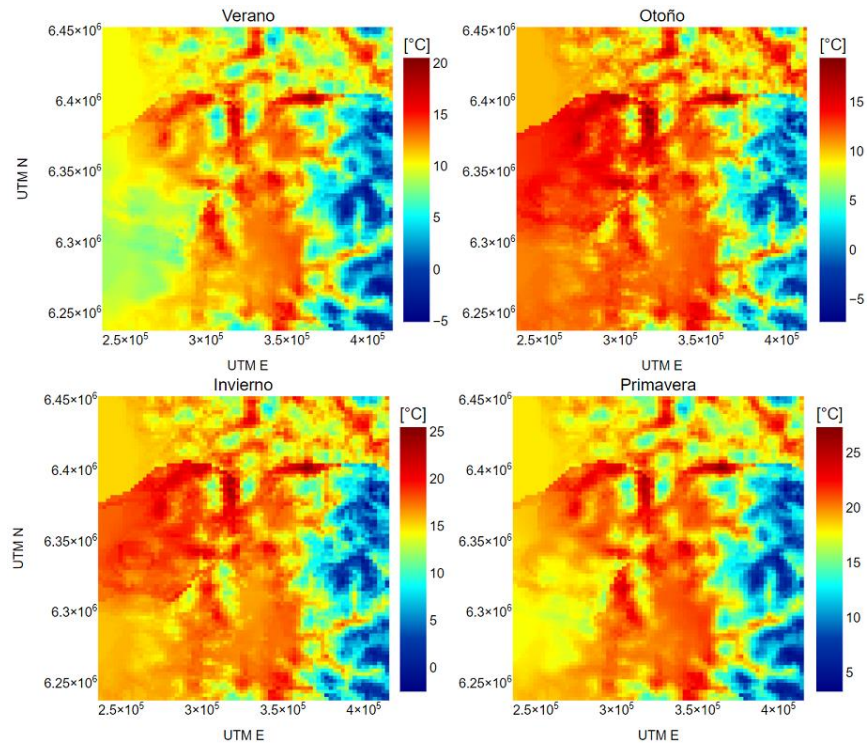


Figura 71: Co-Kriging de temperatura, año 2016.

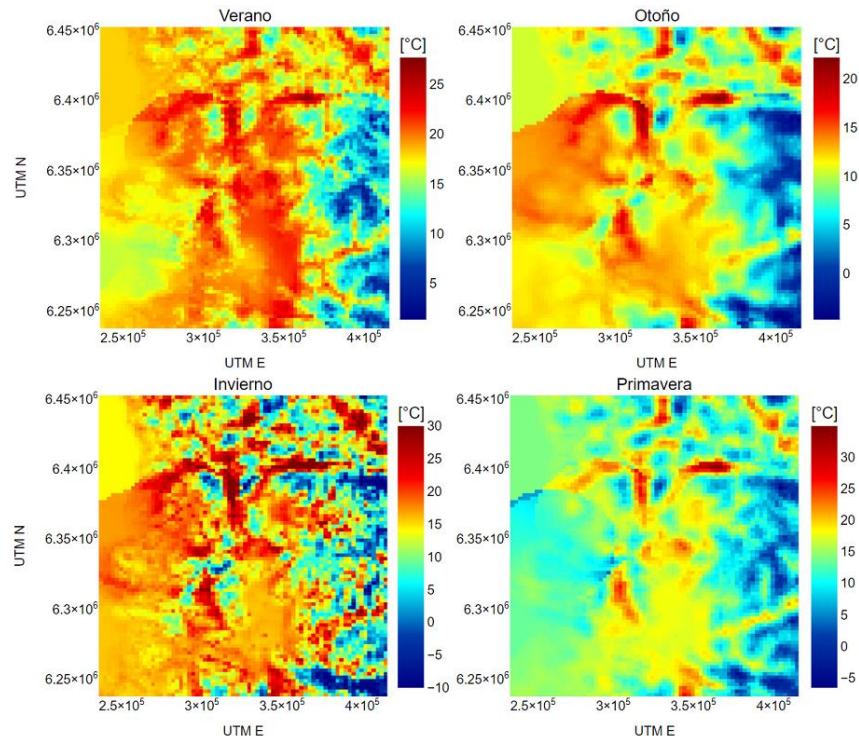


Figura 72: Co-Kriging de temperatura, año 2017.

Anexo H: Co-Kriging de Precipitación para los años 2014 a 2017

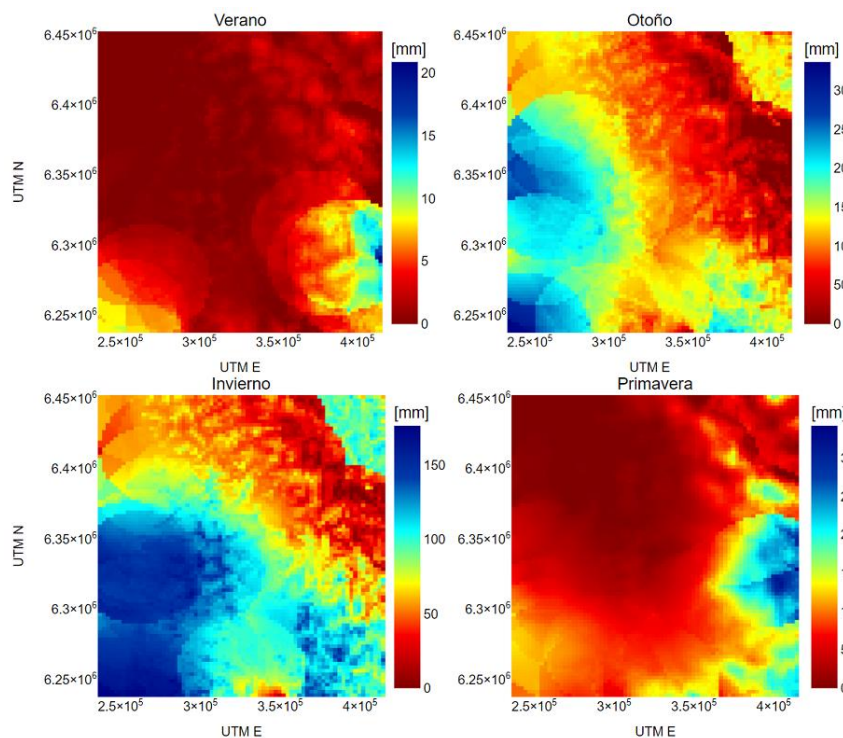


Figura 73: Co-Kriging de precipitación, año 2014.

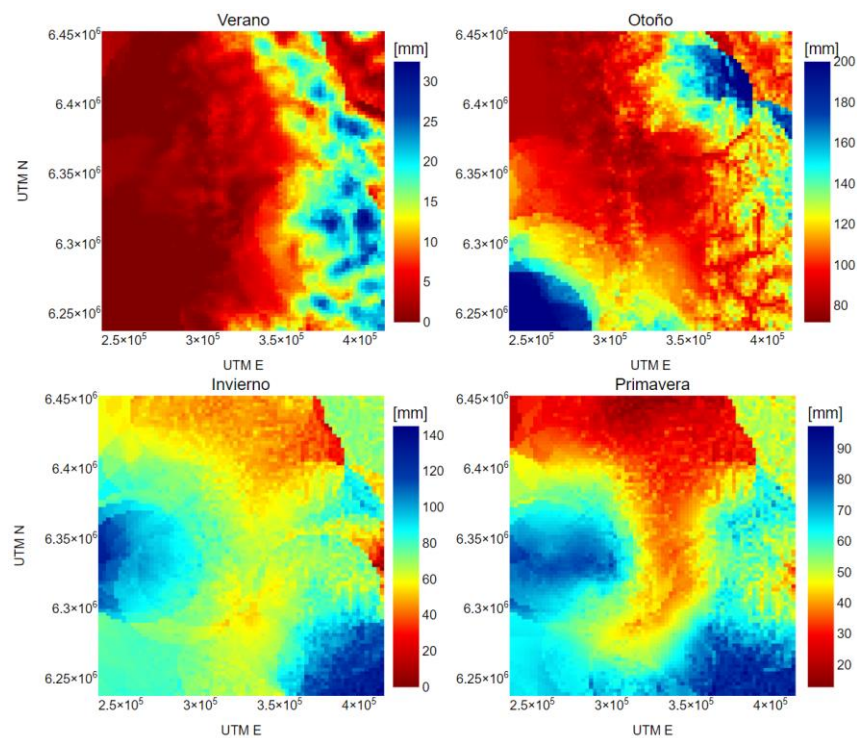


Figura 74 Co-Kriging de precipitación, año 2015.

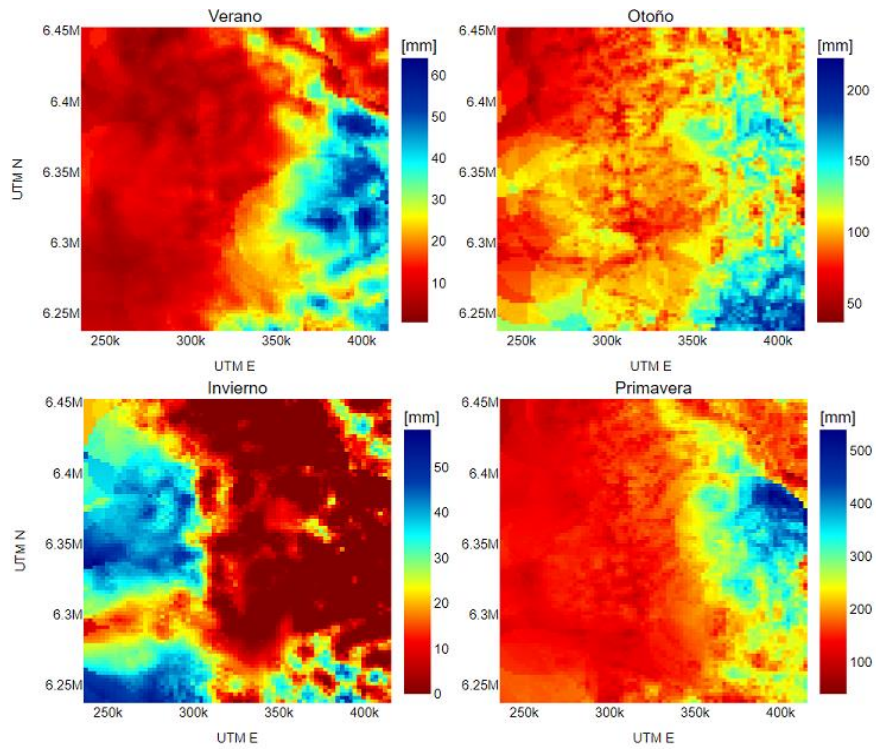


Figura 75: Co-Kriging de precipitación, año 2016.

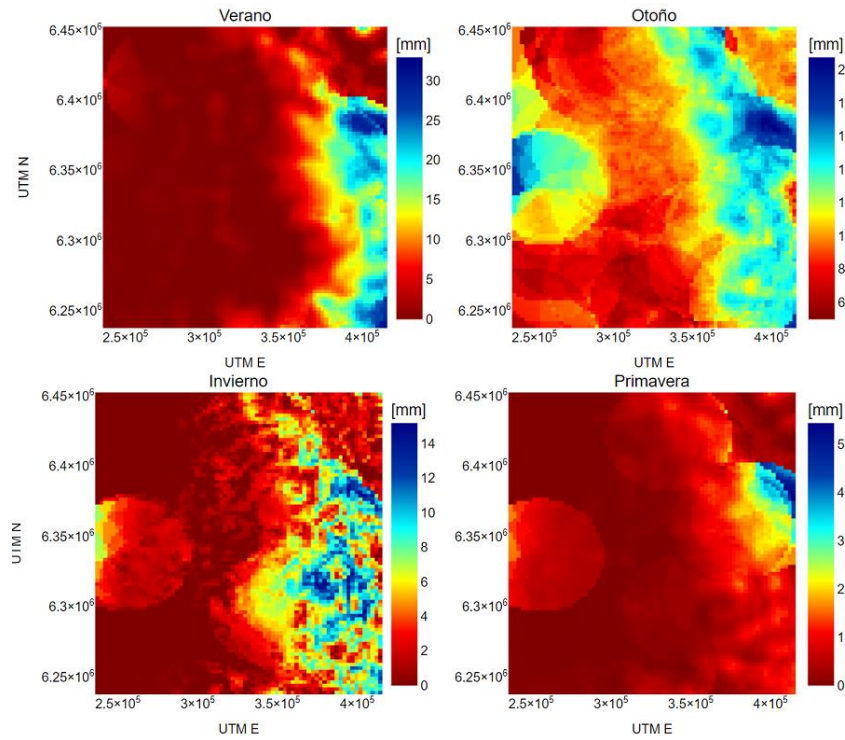


Figura 76: Co-Kriging de precipitación, año 2017.

Anexo J: Kriging Regresivo de Temperatura, años 2014 a 2017

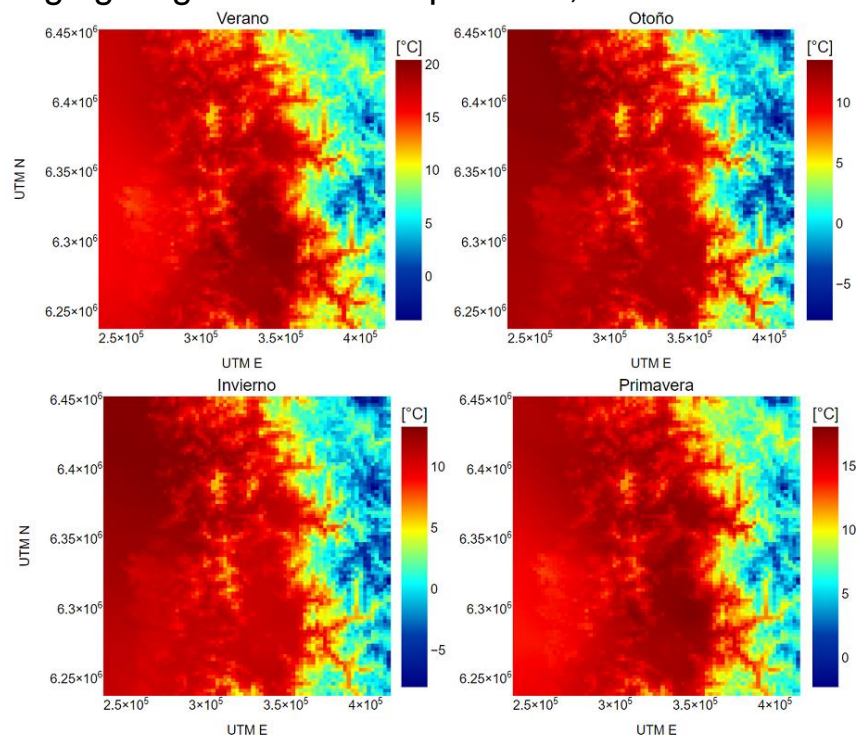


Figura 77: Kriging Regresivo de temperatura, año 2014.

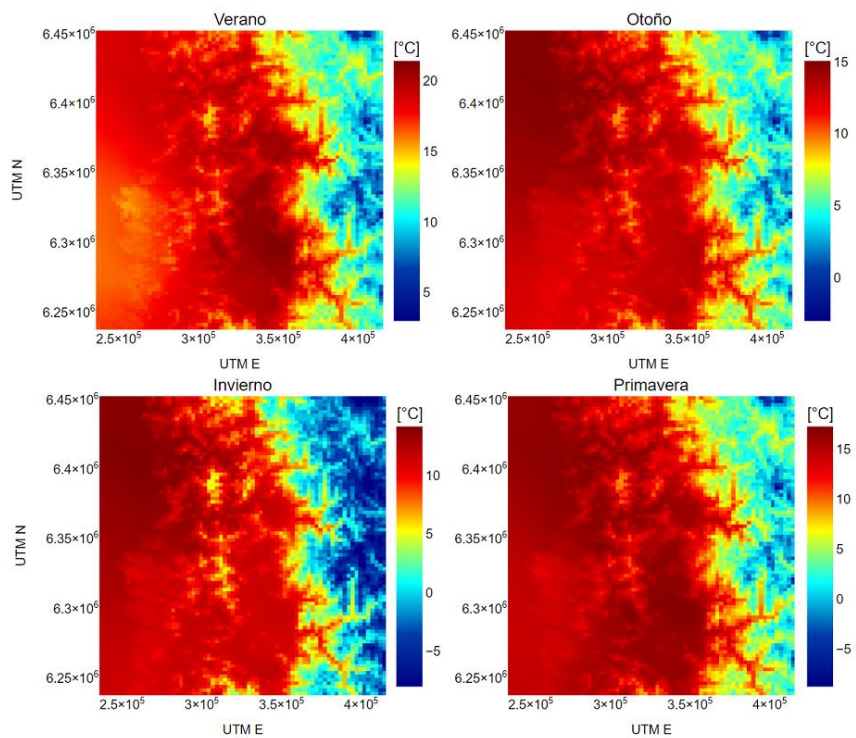


Figura 78: Kriging Regresivo de temperatura, año 2015.

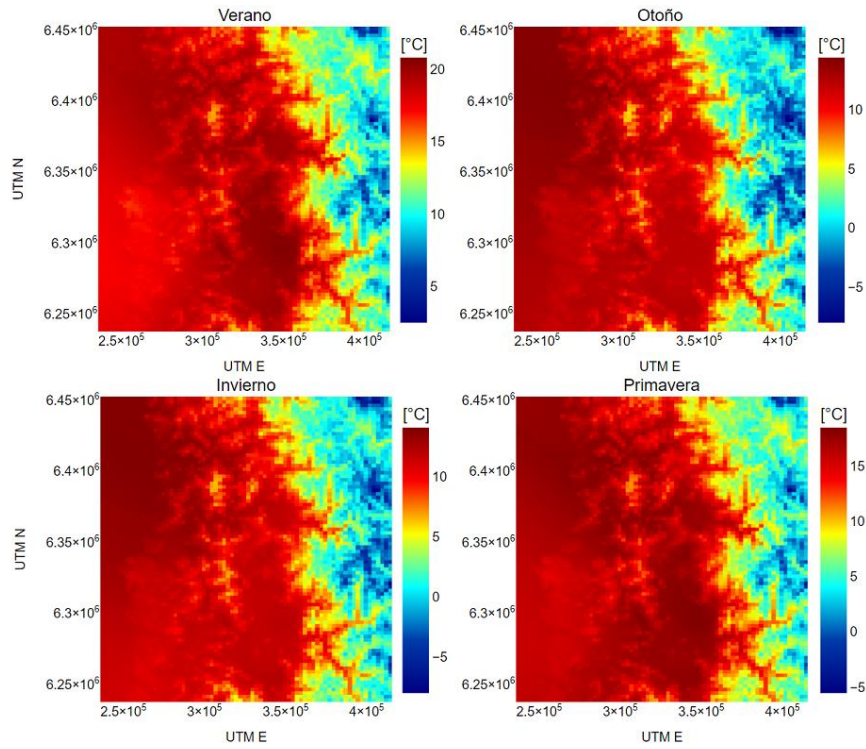


Figura 79: Kriging Regresivo de temperatura, año 2016.

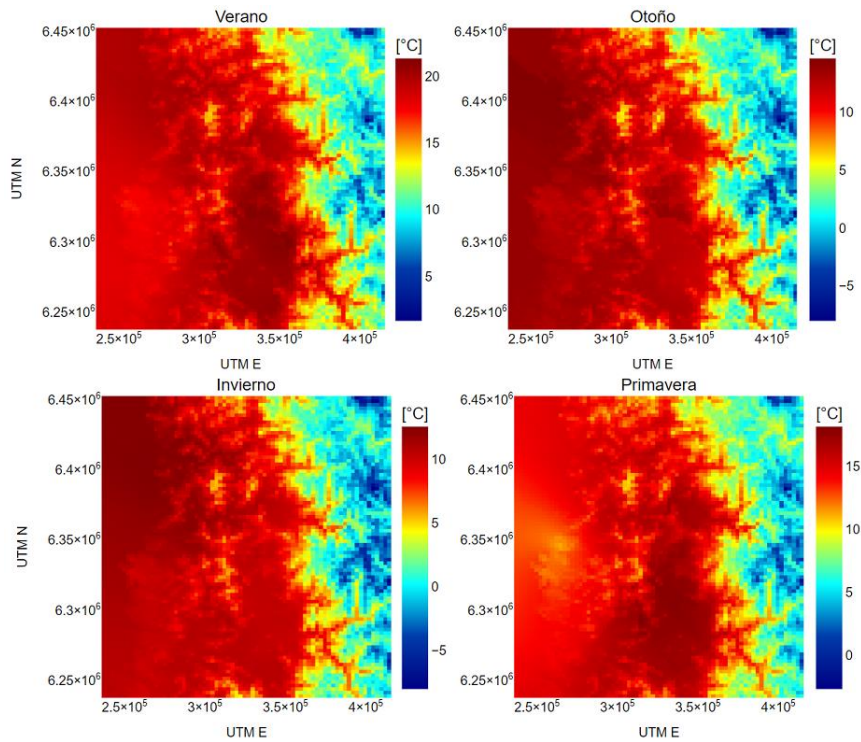


Figura 80: Kriging Regresivo de temperatura, año 2017.

Anexo I: Kriging Regresivo de Precipitación, años 2014 a 2017

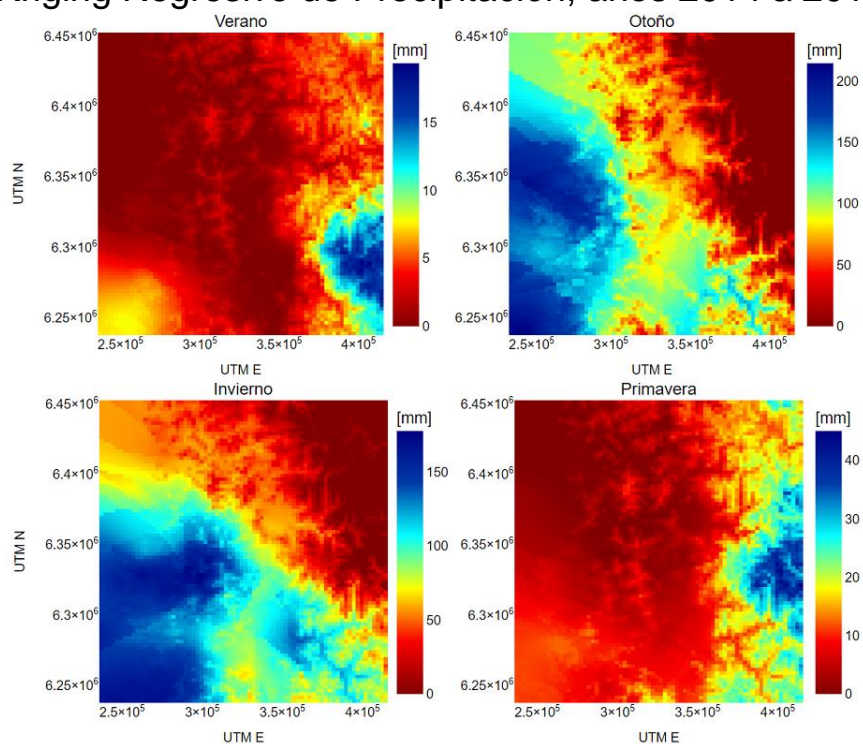


Figura 81: Kriging Regresivo de precipitación, año 2014.

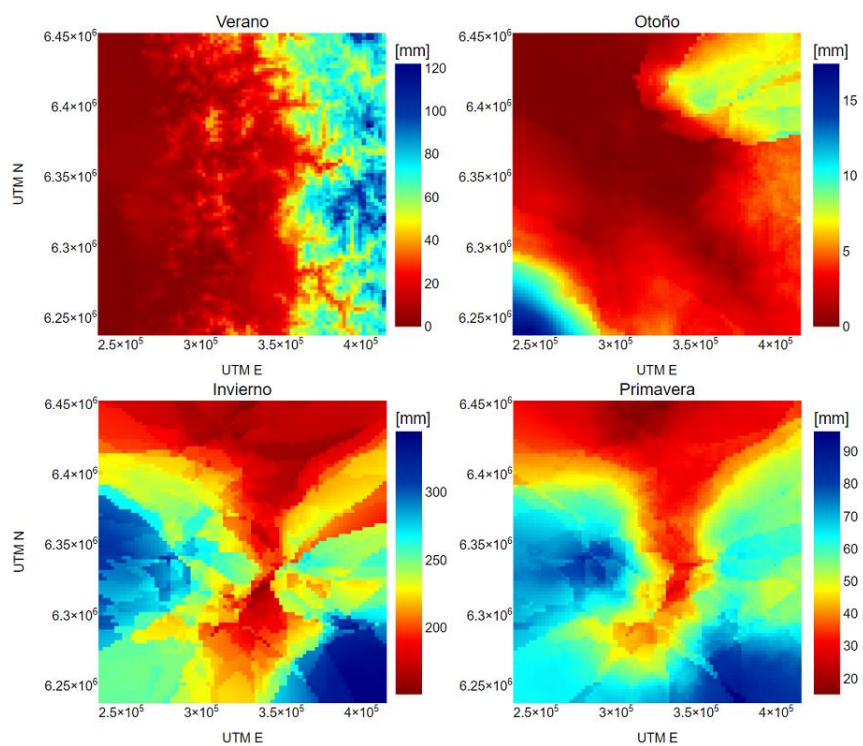


Figura 82: Kriging Regresivo de precipitación, año 2015.

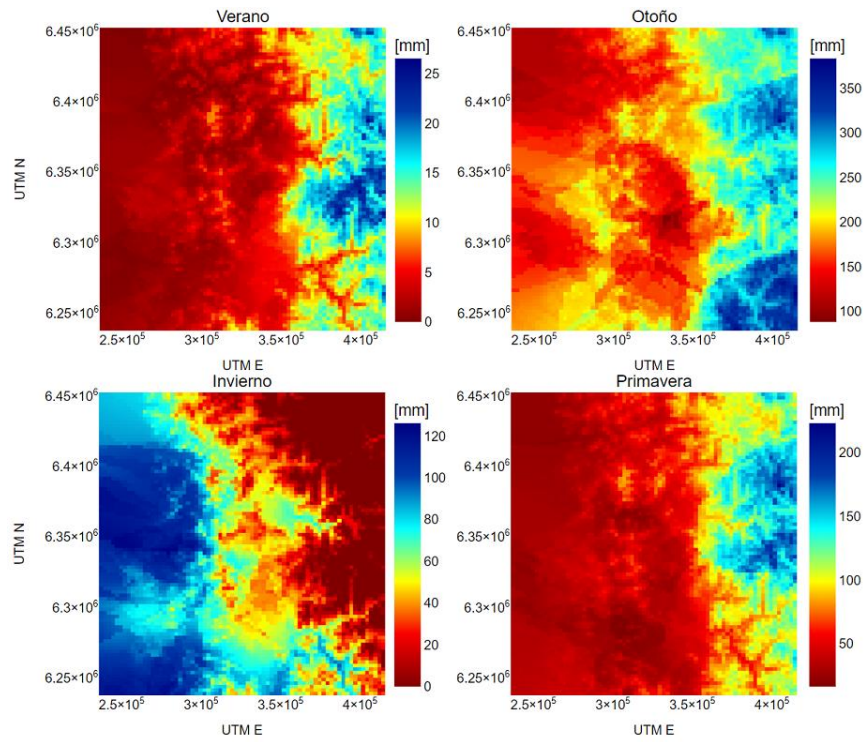


Figura 83: Kriging Regresivo de precipitación, año 2016.

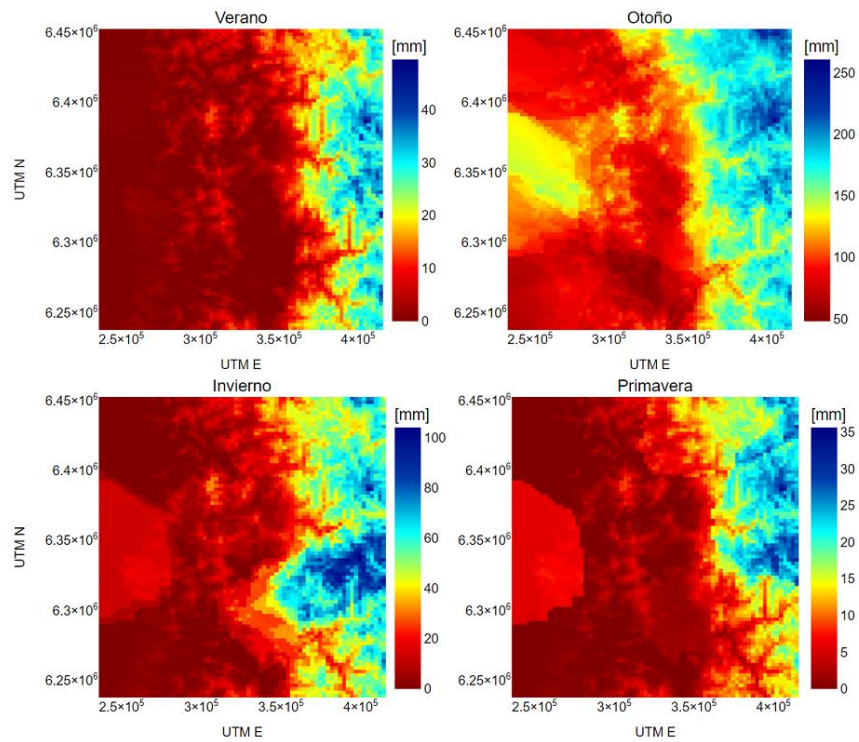


Figura 84: Kriging Regresivo de precipitación, año 2017.

Anexo K: Variogramas temporales, espaciales y espacio temporales a nivel diario, año 2014 a 2017

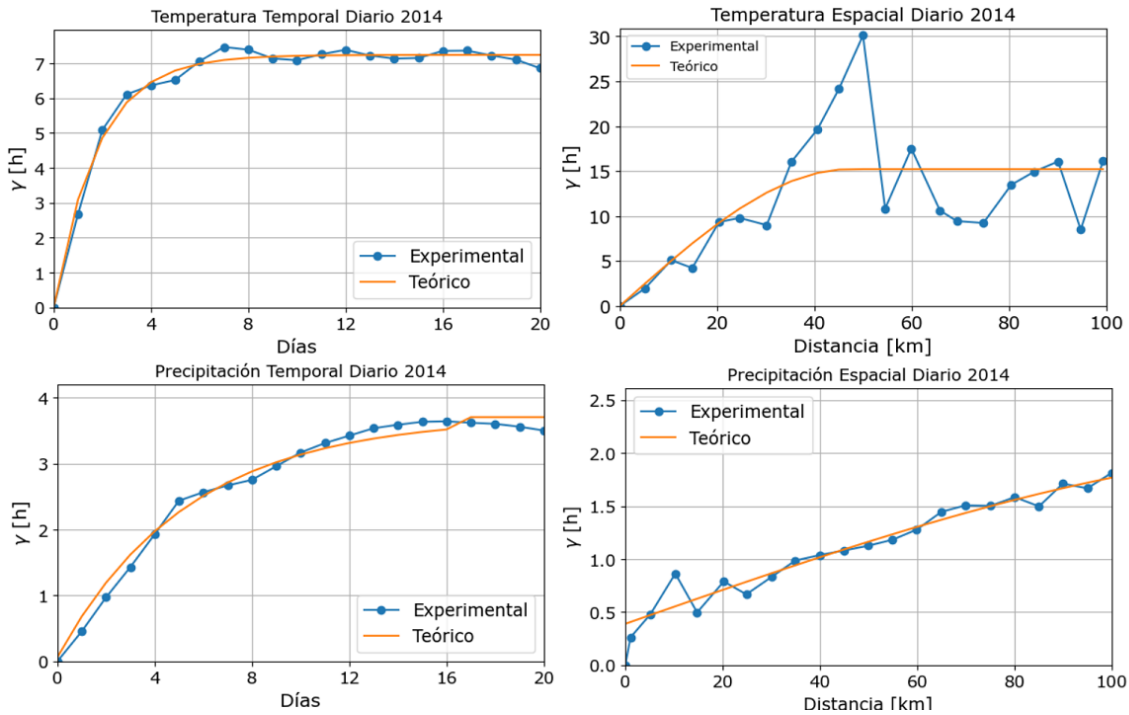


Figura 85: Variogramas temporales y espaciales diarios, año 2014.

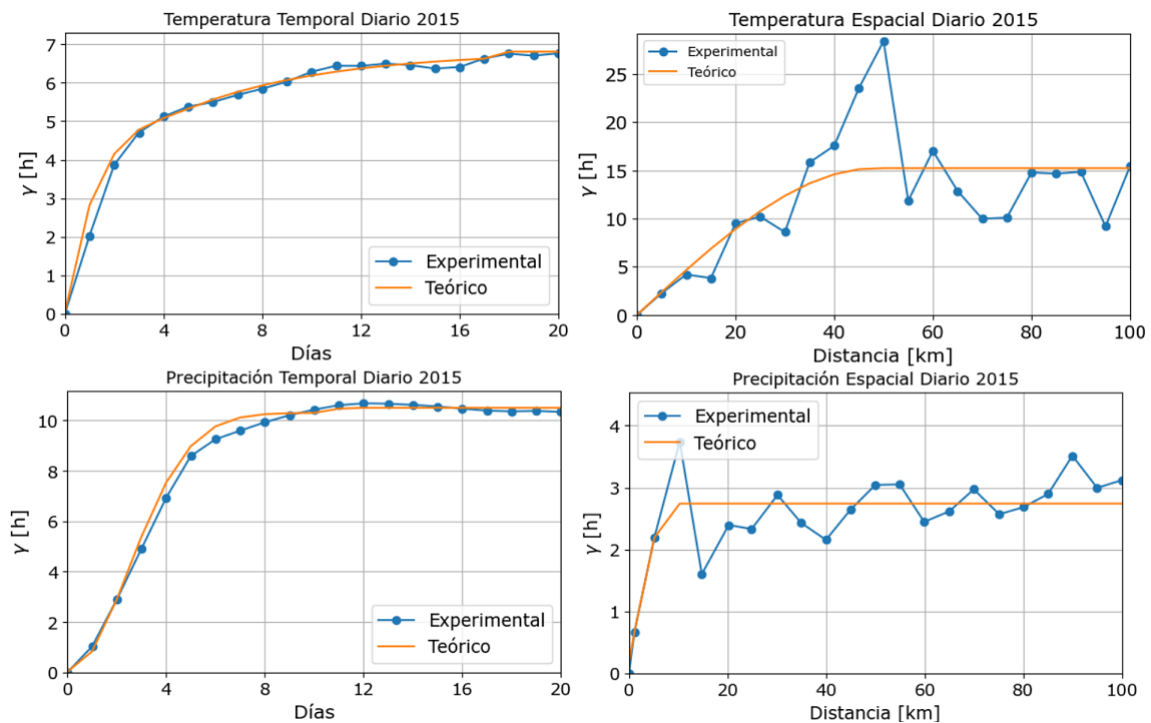


Figura 86: Variogramas temporales y espaciales diarios, año 2015.

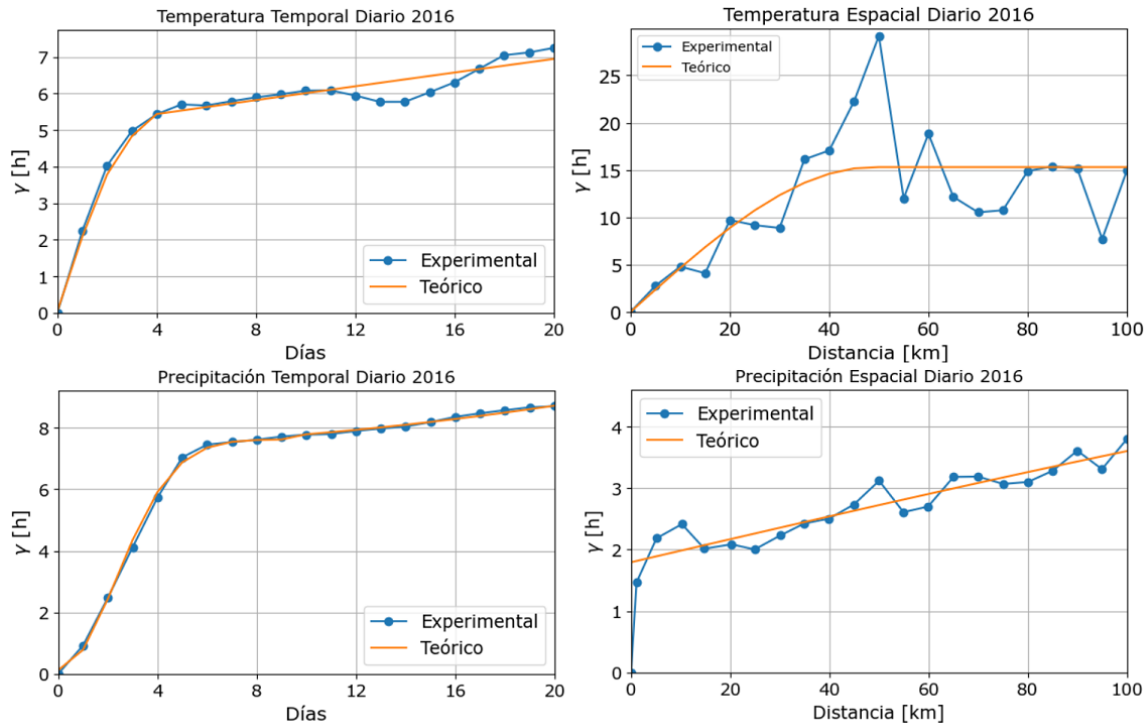


Figura 87: Variogramas temporales y espaciales diarios, año 2016.

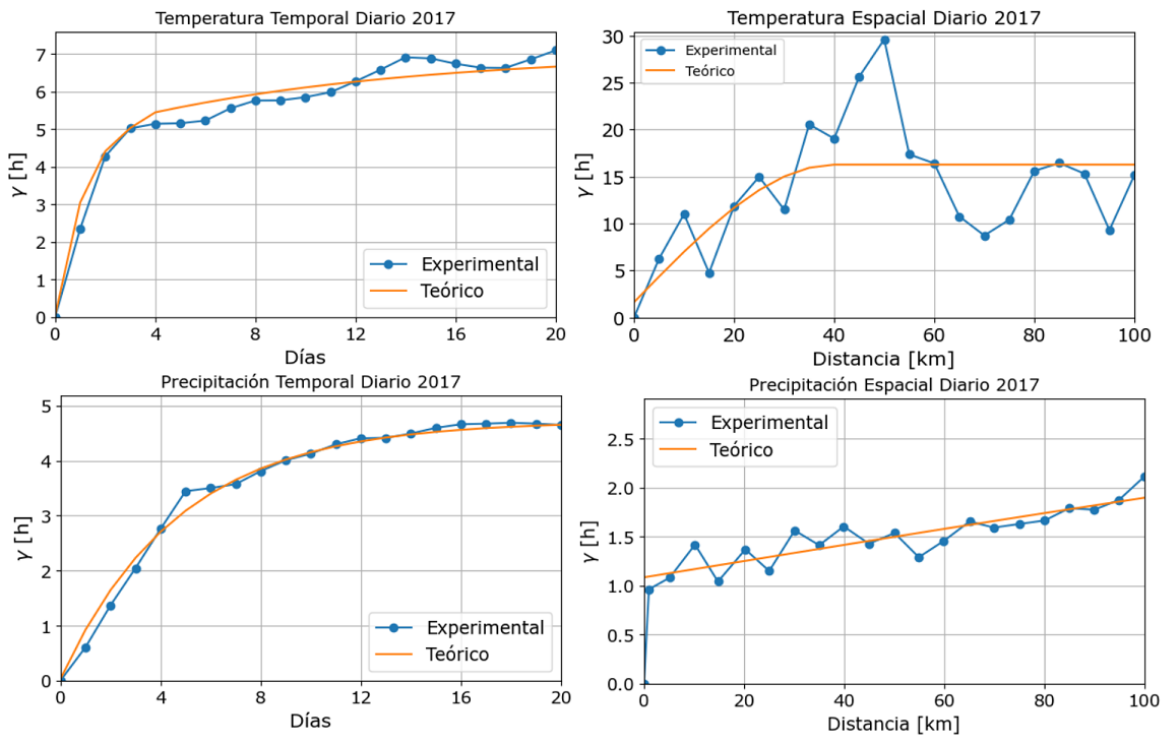


Figura 88: Variogramas temporales y espaciales diarios, año 2017.

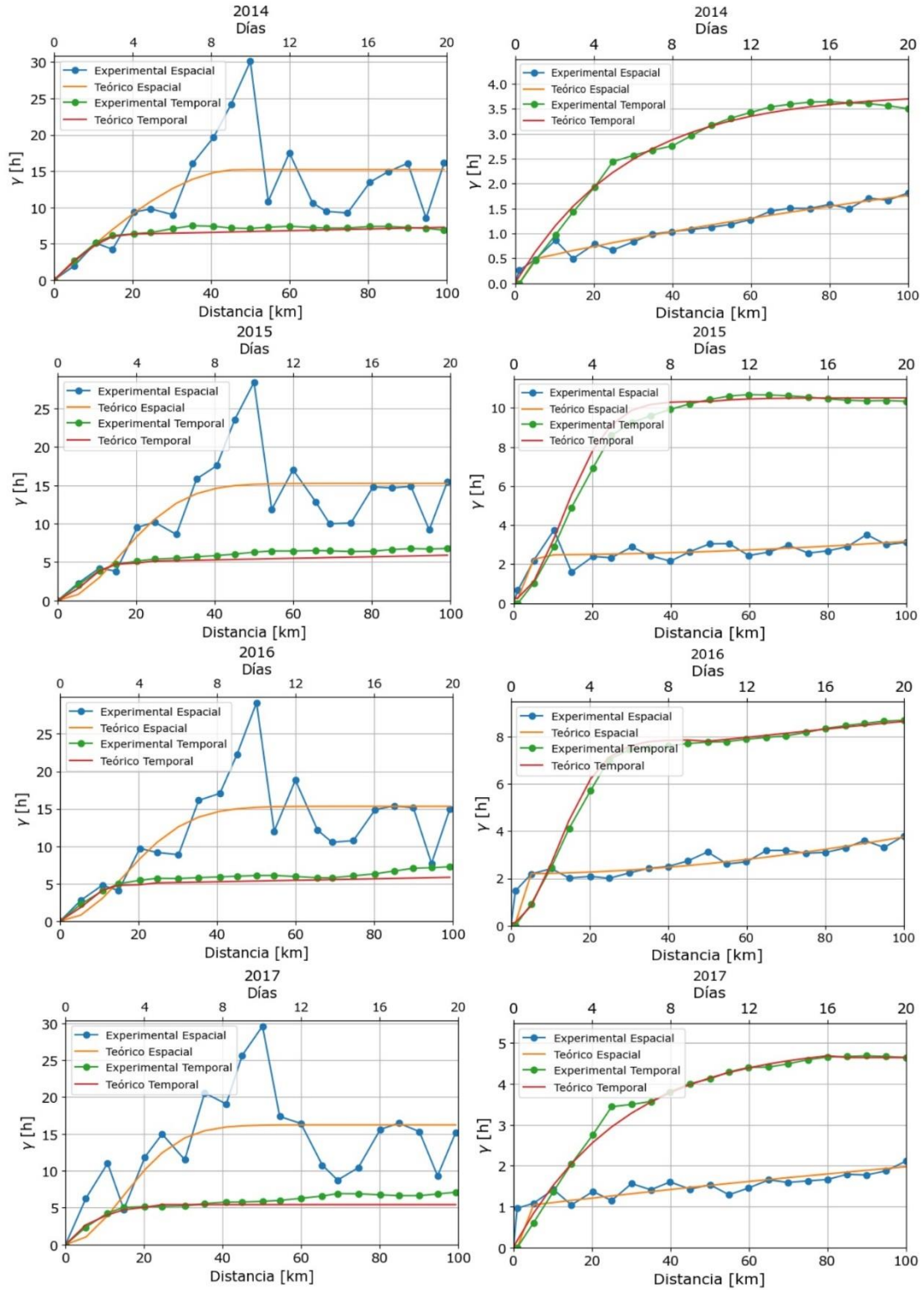


Figura 89: Variogramas espacio temporales, años 2014 a 2017.

Anexo L: Kriging Ordinario Espacio Temporal de temperatura para los años 2014 a 2017

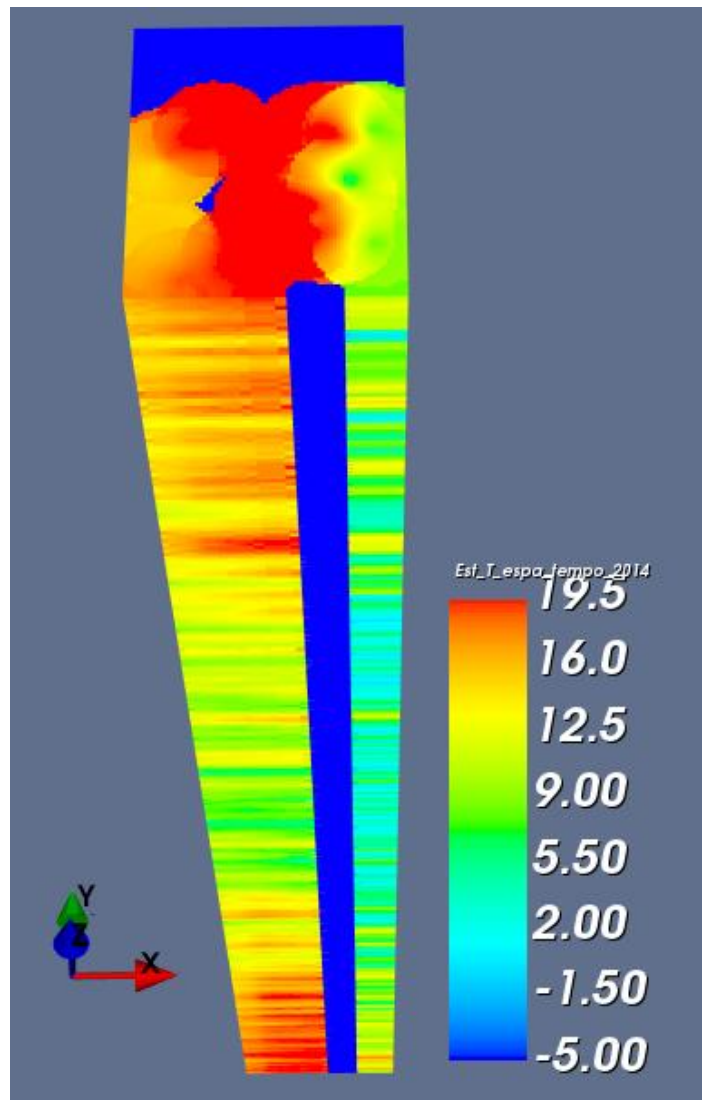


Figura 90: Kriging Ordinario Espacio Temporal de Temperatura, año 2014.

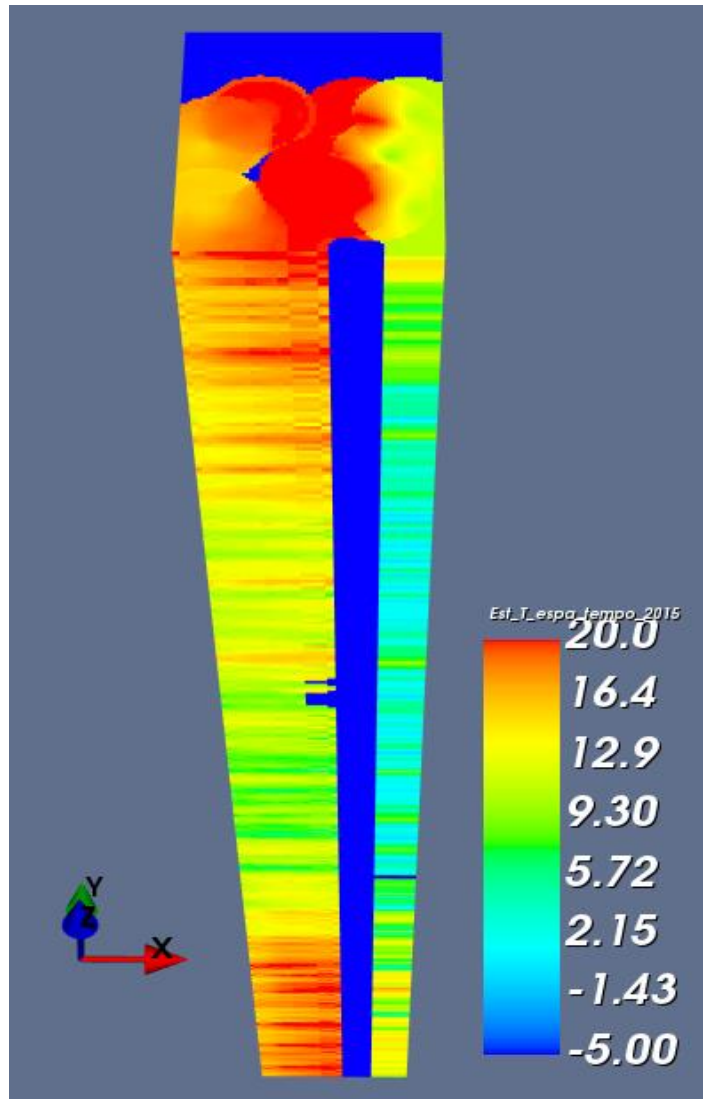


Figura 91: Kriging Ordinario Espacio Temporal de Temperatura, año 2015.

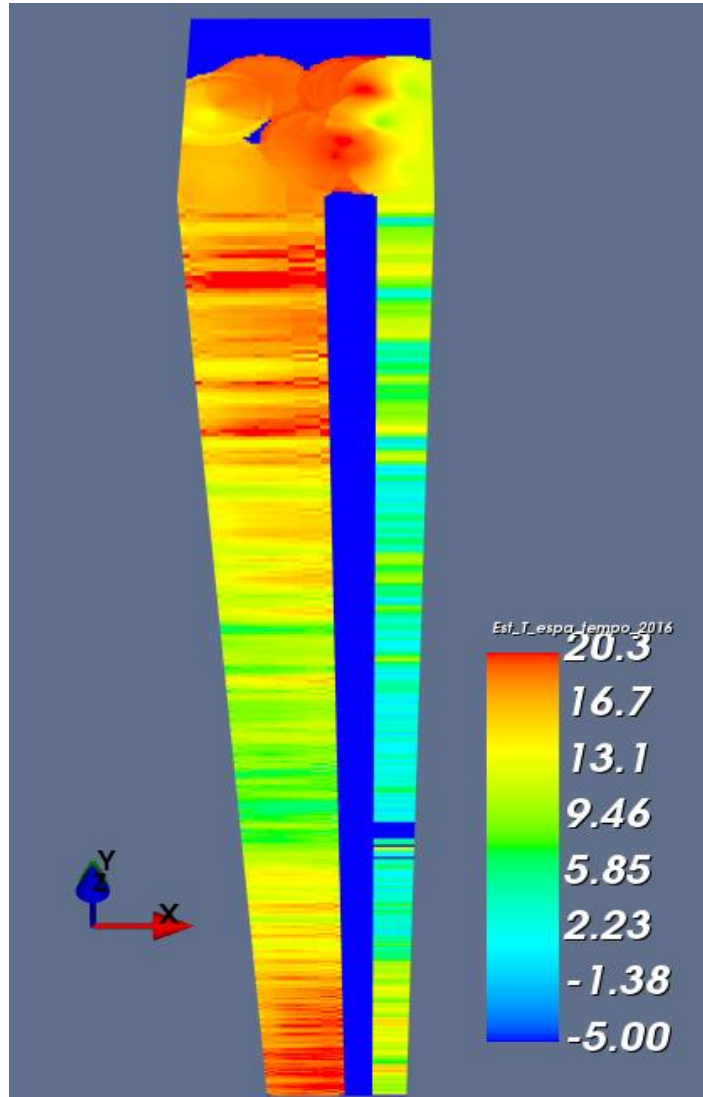


Figura 92: Kriging Ordinario Espacio Temporal de Temperatura, año 2016.

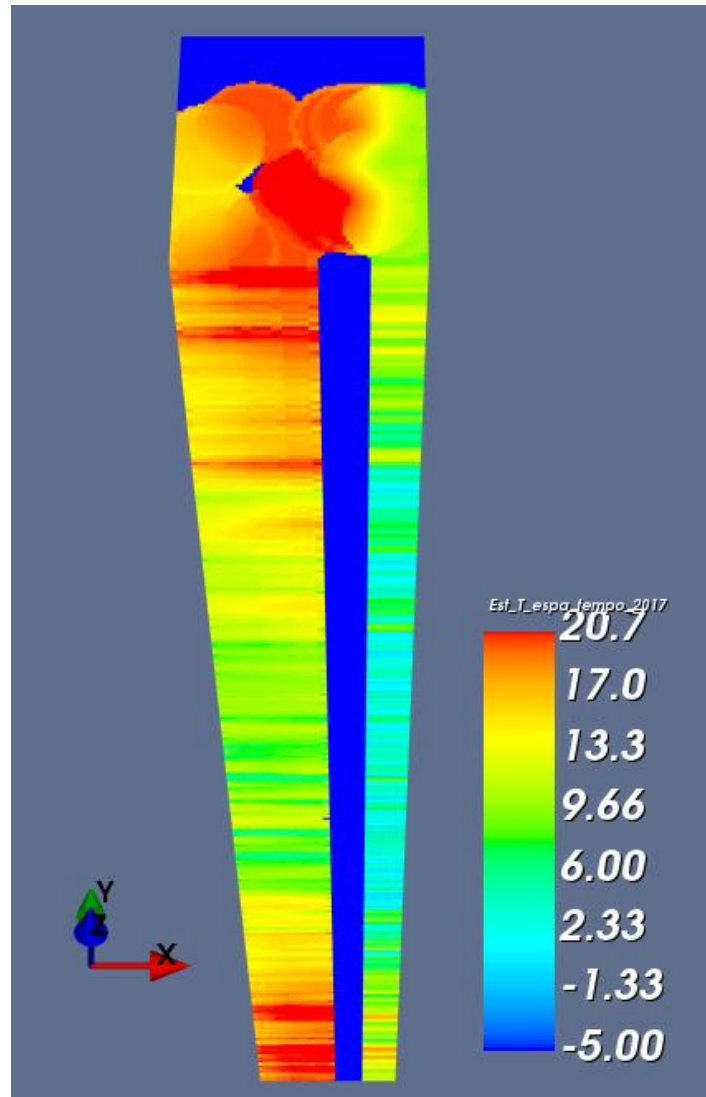


Figura 93: Kriging Ordinario Espacio Temporal de Temperatura, año 2017.

Anexo M: Kriging Ordinario Espacio Temporal de Precipitación para los años 2014 a 2017

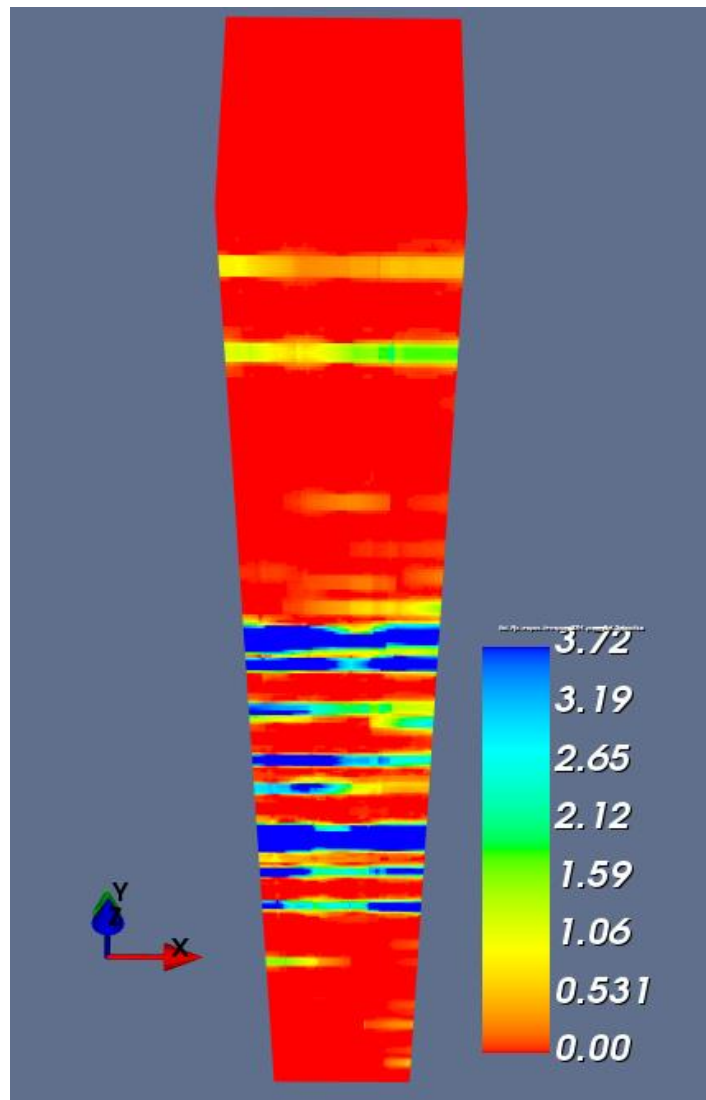


Figura 94: Kriging Ordinario Espacio Temporal de Precipitación, año 2014.

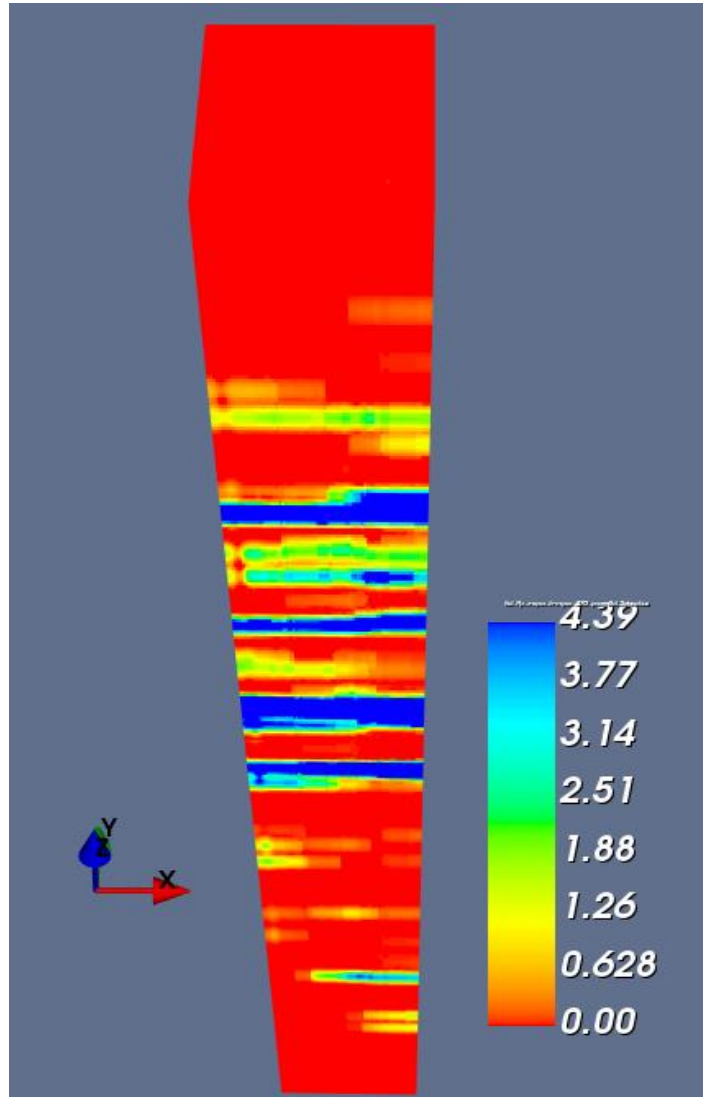


Figura 95: Kriging Ordinario Espacio Temporal de Precipitación, año 2015.

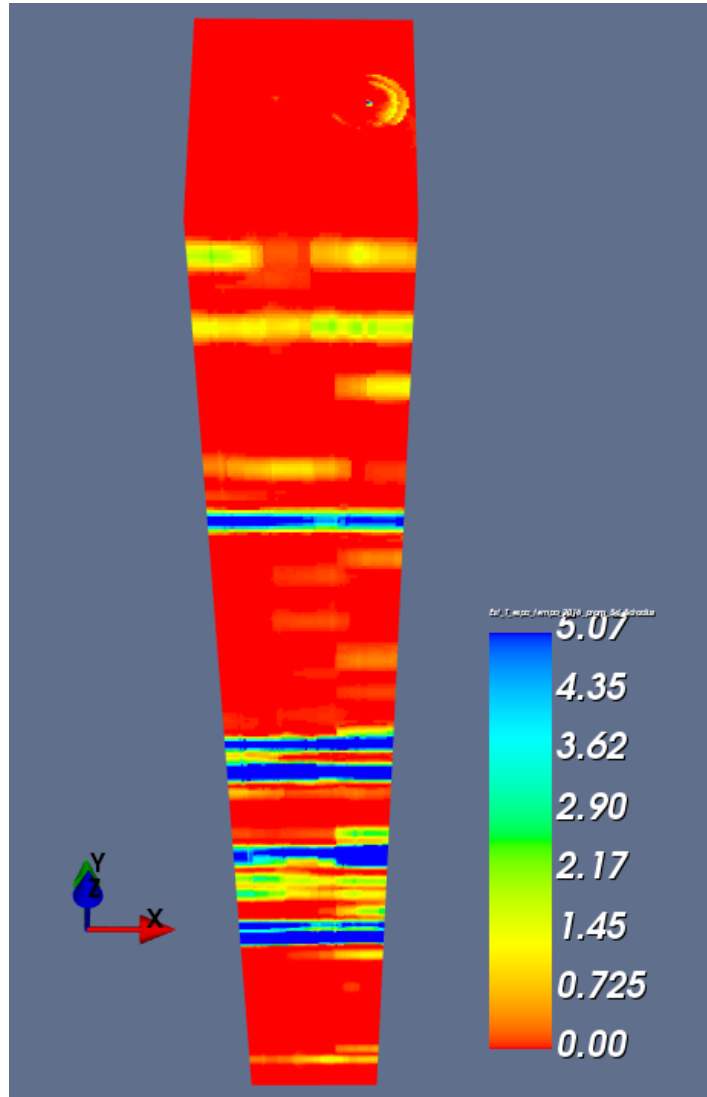


Figura 96: Kriging Ordinario Espacio Temporal de Precipitación, año 2016.

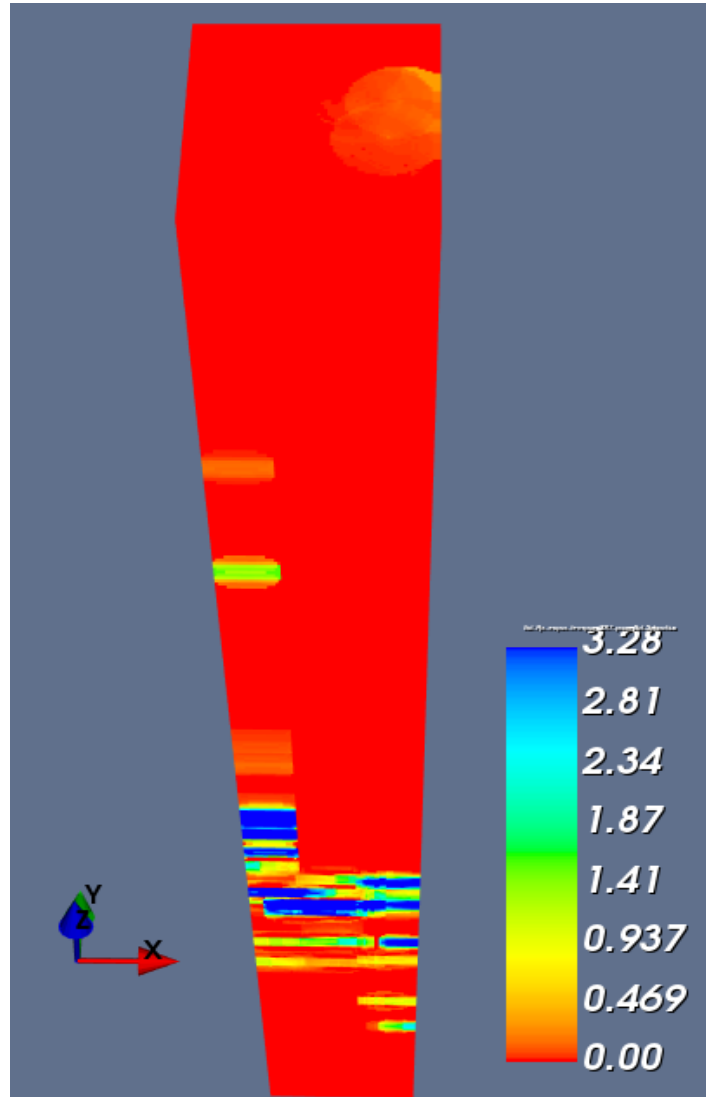


Figura 97: Kriging Ordinario Espacio Temporal de Precipitación, año 2017.

Anexo N: Diagramas de caja de modelos estacionales para los años 2014 a 2017

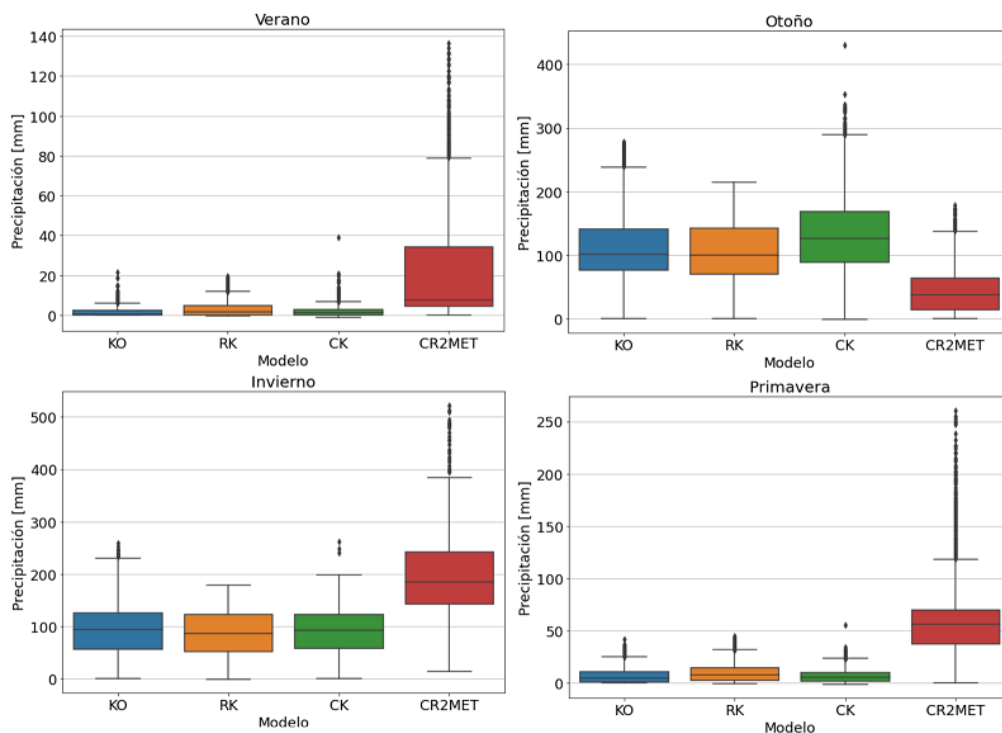


Figura 98: Diagrama comparativo entre modelos de precipitación, año 2014.

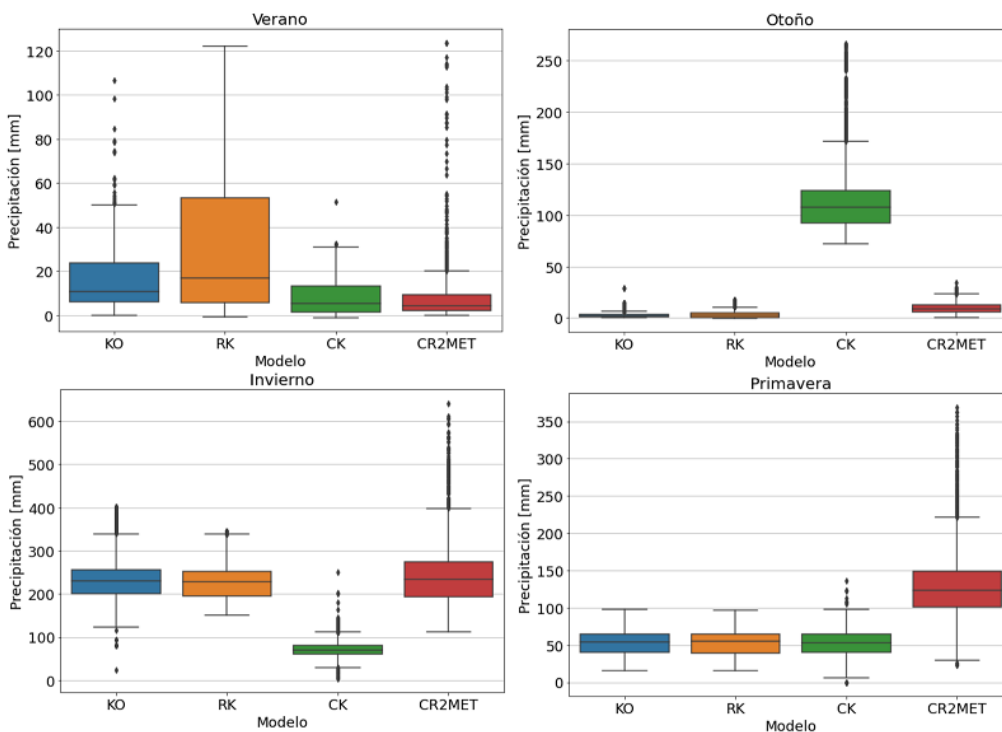


Figura 99: Diagrama comparativo entre modelos de precipitación, año 2015.

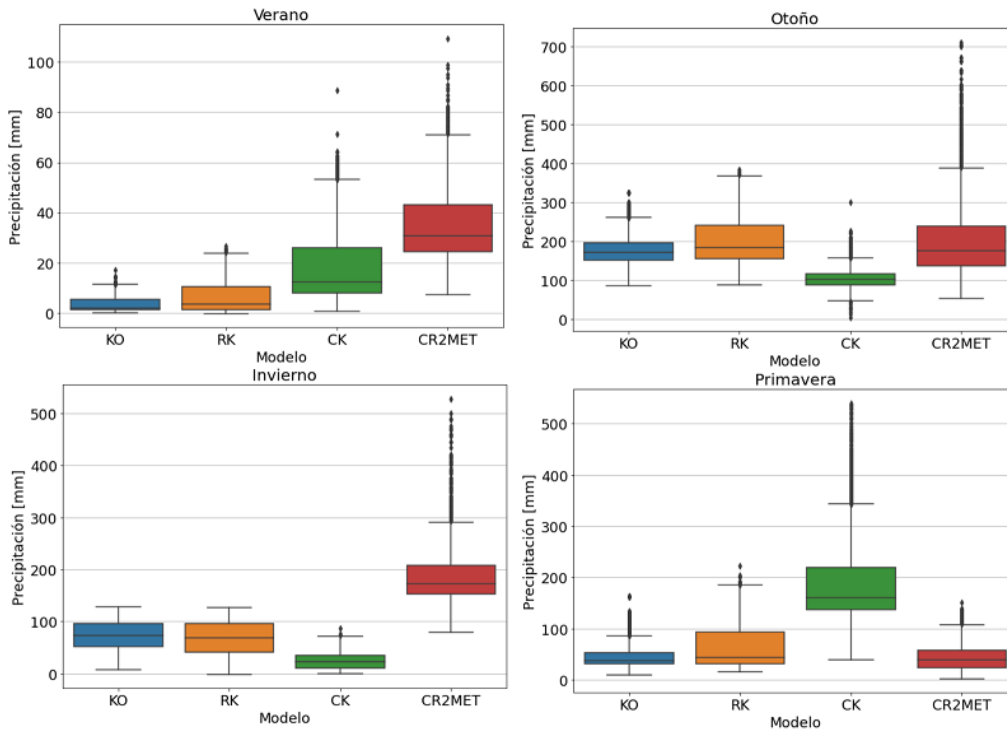


Figura 100: Diagrama comparativo entre modelos de precipitación, año 2016.

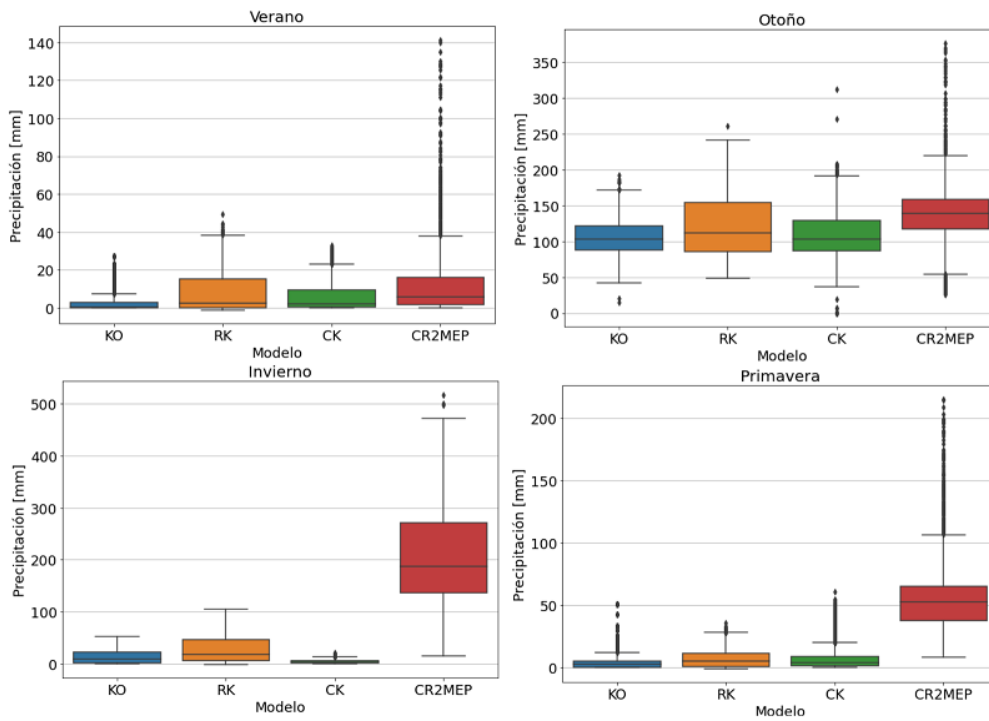


Figura 101: Diagrama comparativo entre modelos de precipitación, año 2017.

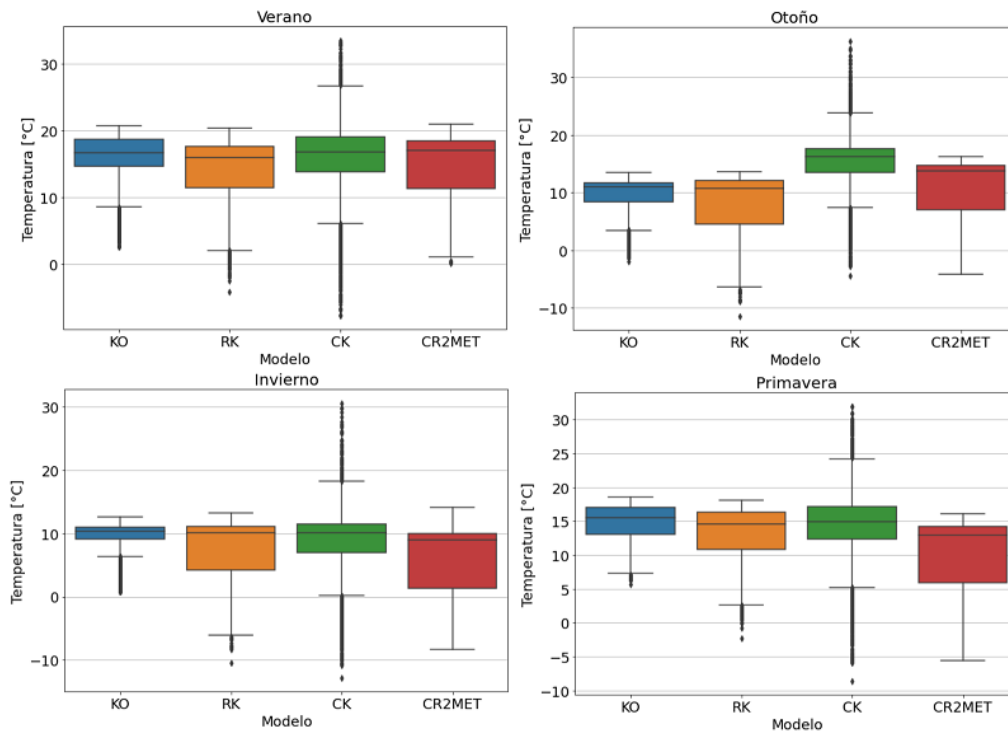


Figura 102: Diagrama comparativo entre modelos de temperatura, año 2014.

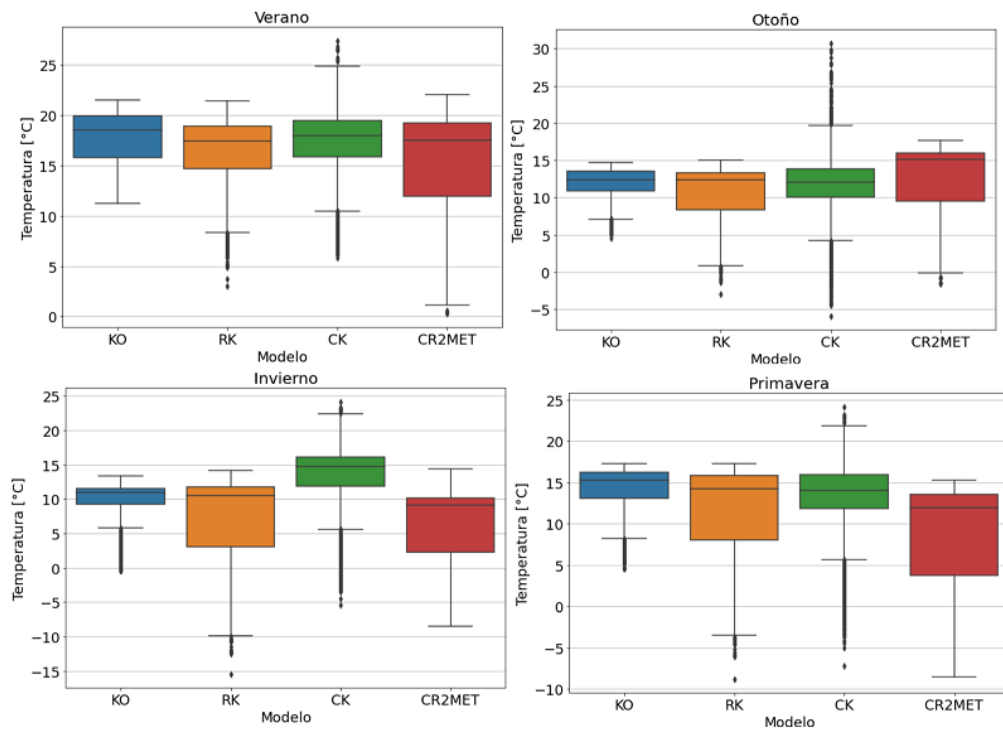


Figura 103: Diagrama comparativo entre modelos de temperatura, año 2015.

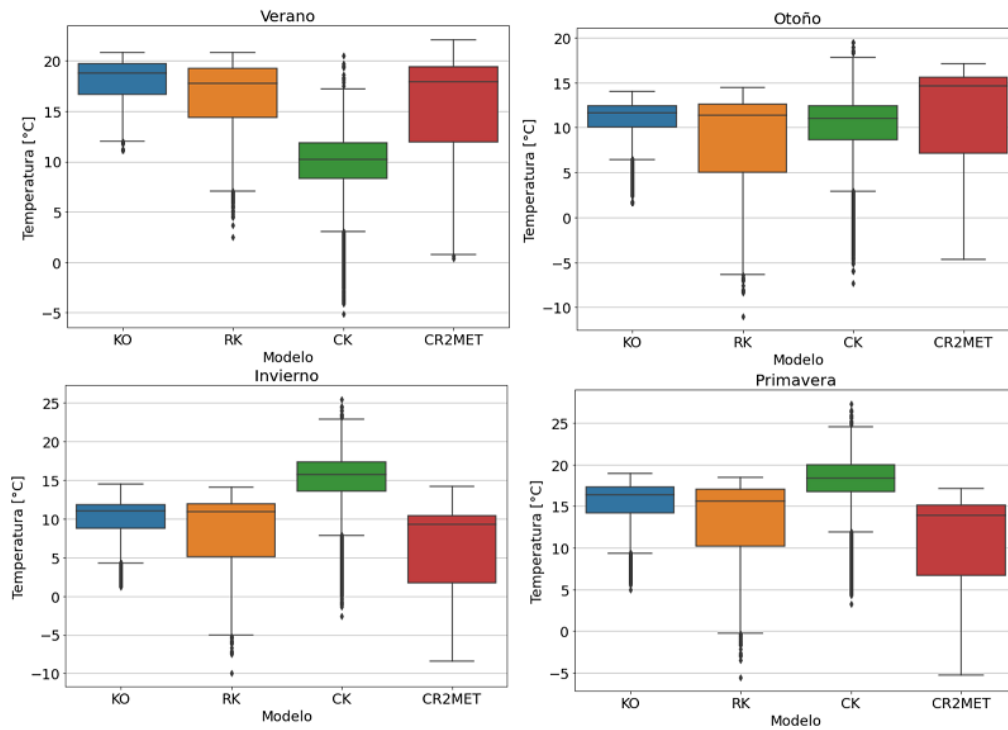


Figura 104: Diagrama comparativo entre modelos de temperatura, año 2016.

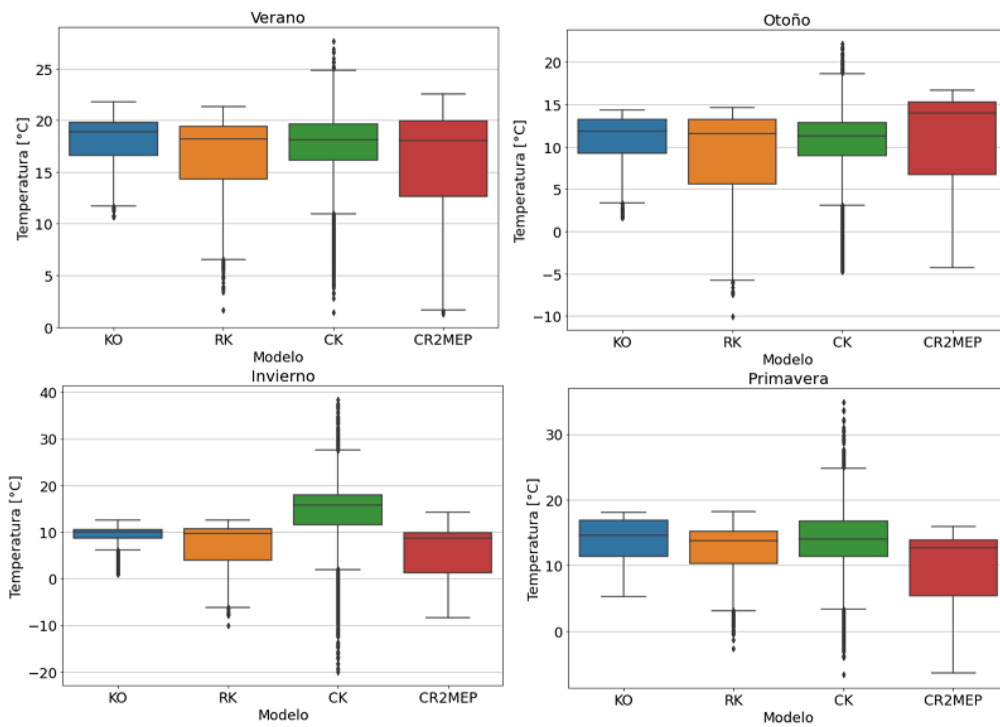


Figura 105: Diagrama comparativo entre modelos de temperatura, año 2017.

Tabla 14: Estadísticos de estimación de modelos estacionales de temperatura, año 2014.

Estación	Modelo	μ [°C]	σ [°C]	Máx. [°C]	Mín. [°C]	Rango [°C]
Ver	KO	15,768	3,74	20,794	2,708	18,086
	RK	14,282	4,633	20,431	-4,157	24,588
	CK	15,863	5,312	33,563	-7,652	41,215
	CR2MET	15,063	4,726	21	0,174	20,826
Oto	KO	9,711	3,384	13,407	-1,955	15,362
	RK	8,227	5,077	13,582	-11,444	25,026
	CK	15,375	4,26	36,309	-4,476	40,785
	CR2MET	11,004	4,918	16,186	-4,138	20,324
Inv	KO	9,251	3,192	12,591	0,789	11,802
	RK	7,784	4,813	13,245	-10,521	23,766
	CK	8,938	4,655	30,593	-12,779	43,372
	CR2MET	6,074	5,525	14,095	-8,349	22,444
Prim	KO	14,527	2,913	18,538	5,622	12,916
	RK	13,278	3,928	18,112	-2,273	20,385
	CK	14,359	4,691	31,947	-8,557	40,504
	CR2MET	10,157	5,412	16,121	-5,557	21,678

Tabla 15: Estadísticos de estimación de modelos estacionales de precipitación, año 2014.

Estación	Modelo	μ [mm]	σ [mm]	Máx. [mm]	Mín. [mm]	Rango [mm]
Ver	KO	1,684	2,505	21,416	0	21,416
	RK	2,067	3,763	19,395	0	19,395
	CK	2,073	2,893	38,999	0	38,999
	CR2MET	22,796	28,435	136,64	0	136,64
Oto	KO	108,302	46,984	277,82	0	277,82
	RK	103,046	49,499	214,656	0	214,656
	CK	129,834	61,481	431,061	0	431,061
	CR2MET	45,229	37,459	178,72	0	178,72
Inv	KO	94,202	41,194	258,294	0,261	258,033
	RK	86,222	45,469	177,968	0	177,968
	CK	90,659	40,083	262	0	262
	CR2MET	190,112	79,916	522,48	13,46	509,02
Prim	KO	6,29	6,764	41,543	0	41,543
	RK	9,733	8,883	45,077	0	45,077
	CK	6,916	6,348	55,1	0	55,1
	CR2MET	62,093	41,27	260,58	0	260,58

Tabla 16: Estadísticos de estimación de modelos estacionales de temperatura, año 2015.

Estación	Modelo	μ [°C]	σ [°C]	Máx. [°C]	Mín. [°C]	Rango [°C]
Ver	KO	17,584	2,822	21,516	11,209	10,307
	RK	16,419	3,382	21,429	2,986	18,443
	CK	17,36	3,137	27,402	5,842	21,56
	CR2MET	15,59	4,883	22,024	0,308	21,716
Oto	KO	11,68	2,477	14,75	4,536	10,214
	RK	10,817	3,565	15,066	-2,99	18,056
	CK	11,625	3,756	30,725	-5,886	36,611
	CR2MET	15,766	4,371	17,672	-1,597	19,269
Inv	KO	9,357	4,165	13,319	-0,379	13,698
	RK	7,53	6,024	14,184	-15,431	29,615
	CK	13,294	4,446	24,167	-5,38	29,547
	CR2MET	6,481	5,282	14,391	-8,448	22,839
Prim	KO	13,58	3,716	17,23	4,626	12,604
	RK	11,757	5,223	17,272	-8,778	26,05
	CK	13,051	4,335	24,146	-7,175	31,321
	CR2MET	8,751	6,192	15,238	-8,51	23,748

Tabla 17: Estadísticos de estimación de modelos estacionales de precipitación, año 2015.

Estación	Modelo	μ [mm]	σ [mm]	Máx. [mm]	Mín. [mm]	Rango [mm]
Ver	KO	14,806	11,676	106,58	0	106,58
	RK	29,009	27,587	122,088	0	122,088
	CK	7,643	7,36	51,37	0	51,37
	CR2MET	8,199	13,611	123,66	0	123,66
Oto	KO	2,429	2,644	28,6	0	28,6
	RK	3,135	3,041	17,43	0	17,43
	CK	113,542	32,196	266,895	71,823	195,072
	CR2MET	9,374	5,909	34,44	0	34,44
Inv	KO	233,322	48,968	401,367	23,701	377,666
	RK	230,838	45,129	344,831	151,089	193,742
	CK	72,295	19,851	249,313	4,209	245,104
	CR2MET	247,352	82,986	641,61	122,16	519,45
Prim	KO	52,675	16,669	97,947	15,296	82,651
	RK	52,618	16,811	96,28	15,108	81,172
	CK	52,686	16,928	135,599	0	135,599
	CR2MET	135,833	57,375	369,18	22,79	346,39

Tabla 18: Estadísticos de estimación de modelos estacionales de temperatura, año 2016.

Estación	Modelo	μ [°C]	σ [°C]	Máx. [°C]	Mín. [°C]	Rango [°C]
Ver	KO	17,698	2,624	20,806	11,174	9,632
	RK	16,518	3,508	20,806	2,524	18,282
	CK	9,53	3,583	20,528	-5,096	25,624
	CR2MET	15,83	4,933	22,102	0,339	21,763
Oto	KO	10,375	3,494	14,031	1,626	12,405
	RK	8,814	5,161	14,427	-10,972	25,399
	CK	9,876	4,005	19,493	-7,311	26,804
	CR2MET	11,603	5,386	17,114	-4,7	21,814
Inv	KO	9,85	3,179	14,549	1,217	13,332
	RK	8,593	4,829	14,1	-9,906	24,006
	CK	14,709	4,131	25,492	-2,573	28,065
	CR2MET	6,383	5,586	14,213	-8,453	22,666
Prim	KO	14,95	3,286	18,959	4,947	14,012
	RK	13,416	4,798	18,455	-5,531	23,986
	CK	17,638	3,55	27,334	3,291	24,043
	CR2MET	11	5,597	17,112	-5,252	22,364

Tabla 19: Estadísticos de estimación de modelos estacionales de precipitación, año 2016.

Estación	Modelo	μ [mm]	σ [mm]	Máx. [mm]	Mín. [mm]	Rango [mm]
Ver	KO	3,266	2,822	16,91	0	16,91
	RK	5,98	5,83	26,556	0	26,556
	CK	18,05	13,185	88,789	0,508	88,281
	CR2MET	34,661	15,891	109,47	7,05	102,42
Oto	KO	174,595	38,187	324,966	86,147	238,819
	RK	197,024	57,586	383,746	88,131	295,615
	CK	103,654	26,835	300,776	4,476	296,3
	CR2MET	210,011	115,67	711,52	52,34	659,18
Inv	KO	74,047	25,439	127,59	7,449	120,141
	RK	66,723	33,062	126,191	0	126,191
	CK	23,049	14,427	86,479	0	86,479
	CR2MET	188,745	60,165	527,93	79,29	448,64
Prim	KO	46,026	22,291	162,854	9	153,854
	RK	64,002	41,862	223,123	16,404	206,719
	CK	186,036	73,615	539,853	38,603	501,25
	CR2MET	43,268	25,197	151,17	2,7	148,47

Tabla 20: Estadísticos de estimación de modelos estacionales de temperatura, año 2017.

Estación	Modelo	μ [°C]	σ [°C]	Máx. [°C]	Mín. [°C]	Rango [°C]
Ver	KO	17,761	2,883	21,757	10,7	11,057
	RK	16,653	3,695	21,324	1,681	19,643
	CK	17,404	3,479	27,67	1,391	26,279
	CR2MET	16,304	4,774	22,546	1,308	21,238
Oto	KO	10,691	3,25	14,328	1,639	12,689
	RK	9,272	4,989	14,651	-10,008	24,659
	CK	10,345	3,902	22,205	-4,724	26,929
	CR2MET	11,158	5,275	16,653	-4,326	20,979
Inv	KO	8,82	3,209	12,498	1,024	11,474
	RK	7,428	4,617	12,544	-10,137	22,681
	CK	14,257	6,897	38,428	-19,947	58,375
	CR2MET	5,915	5,495	14,183	-8,413	22,596
Prim	KO	13,895	3,347	18,041	5,233	12,808
	RK	12,554	3,857	18,147	-2,677	20,824
	CK	13,724	4,585	34,909	-6,57	41,479
	CR2MET	9,755	5,547	15,935	-6,38	22,315

Tabla 21: Estadísticos de estimación de modelos estacionales de precipitación, año 2017.

Estación	Modelo	μ [mm]	σ [mm]	Máx. [mm]	Mín. [mm]	Rango [mm]
Ver	KO	3,578	6,332	27,2	0	27,2
	RK	8,191	10,667	49,547	0	49,547
	CK	5,7	7,184	32,927	0	32,927
	CR2MET	14,217	21,513	141,26	0	141,26
Oto	KO	104,824	24,414	191,701	14,497	177,204
	RK	120,1	40,878	260,756	48,11	212,646
	CK	107,606	29,026	312,599	0	312,599
	CR2MET	136,629	51,223	376,78	25,9	350,88
Inv	KO	13,51	13,435	52,864	0	52,864
	RK	26,682	24,37	104,115	0	104,115
	CK	4,125	3,203	20,143	0	20,143
	CR2MET	107,606	29,026	312,599	0	312,599
Prim	KO	4,063	6,485	50,599	0	50,599
	RK	6,971	7,787	35,637	0	35,637
	CK	6,133	7,421	60,9	0	60,9
	CR2MET	59,002	32,994	215,41	7,92	207,49

Anexo O: Comparación de estimación diaria de temperatura y precipitación, años 2014 a 2017

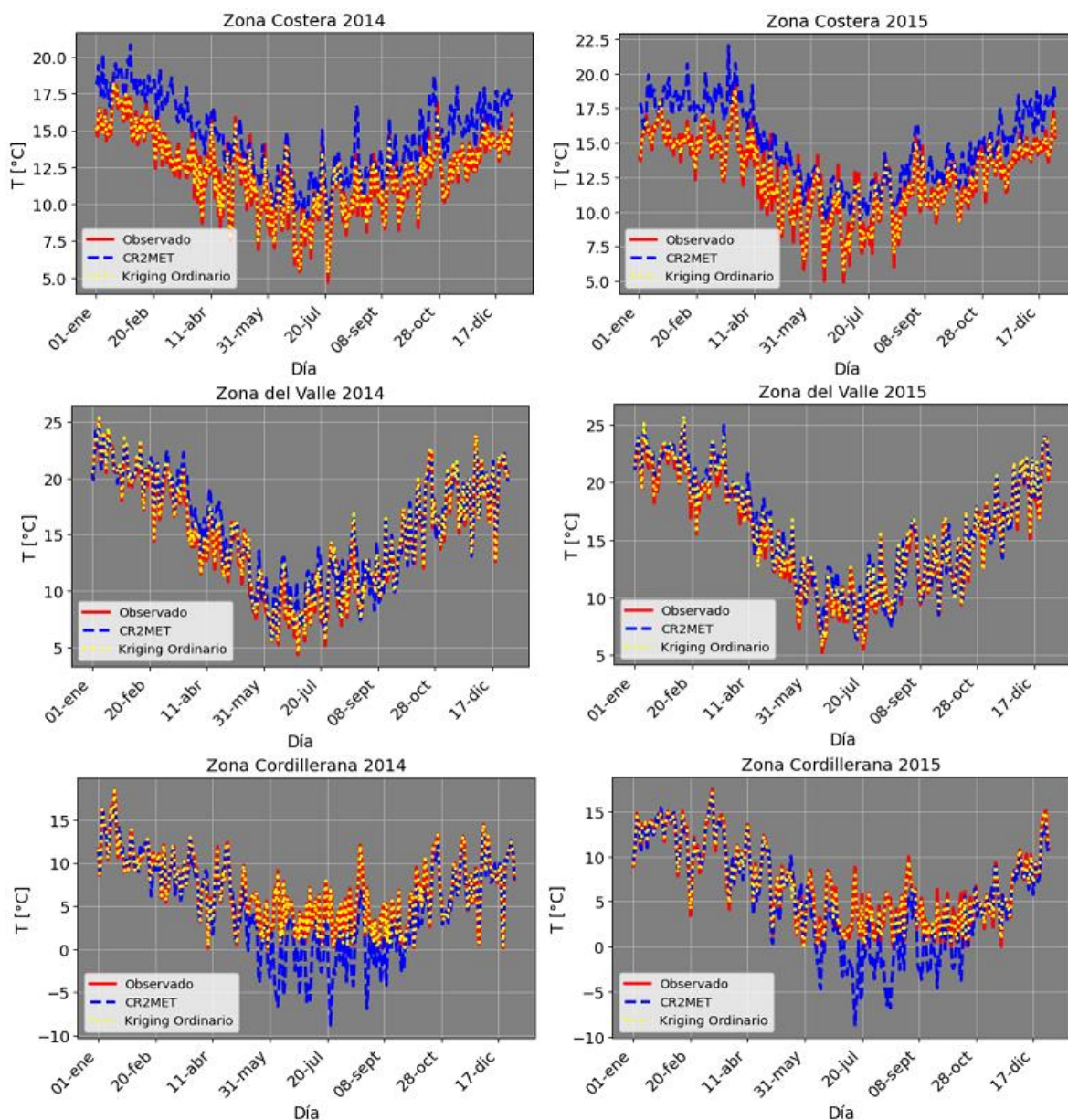


Figura 106: Comparación de temperatura diaria, años 2014 y 2015.

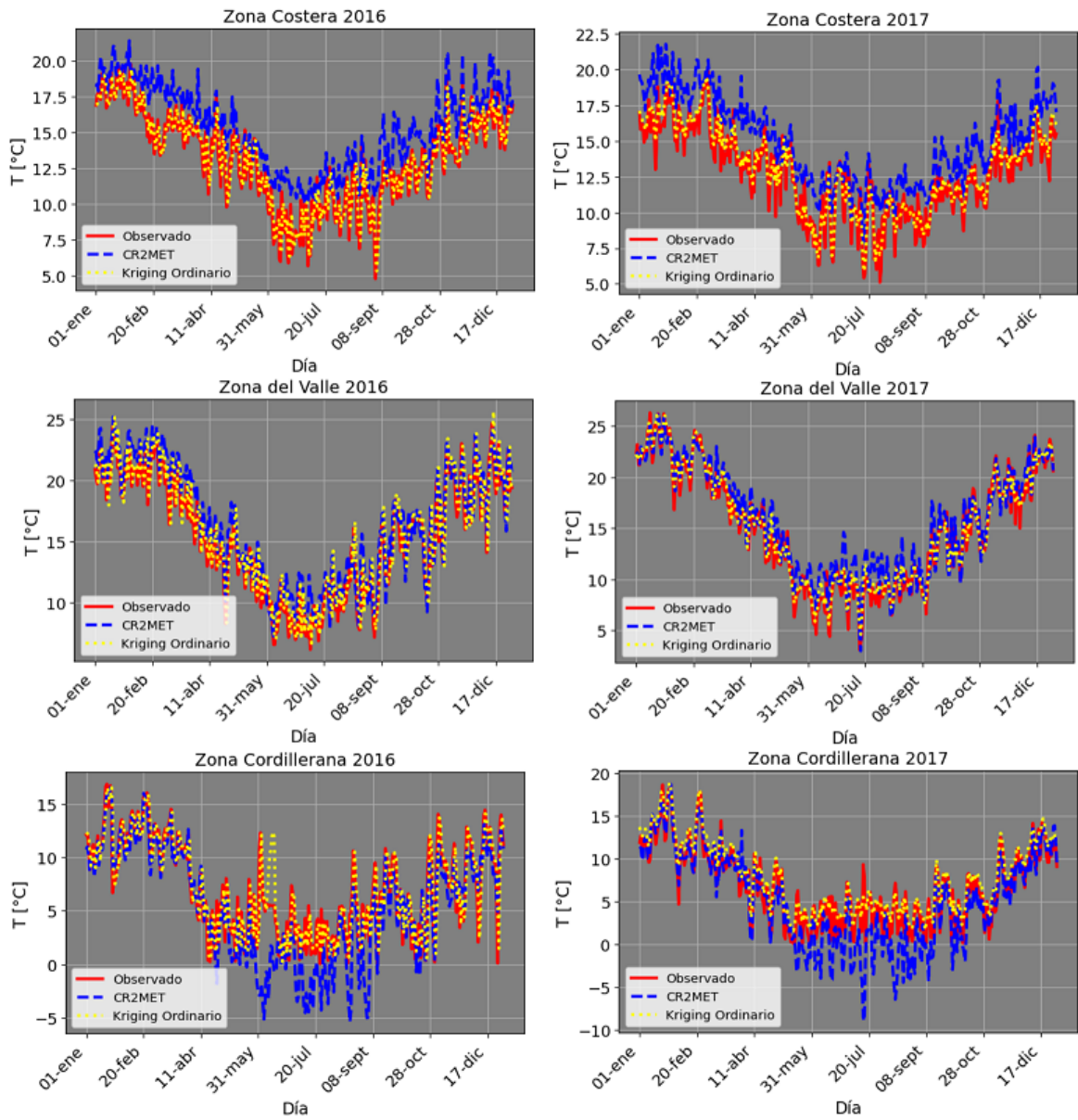


Figura 107: Comparación de temperatura diaria, años 2016 y 2017.

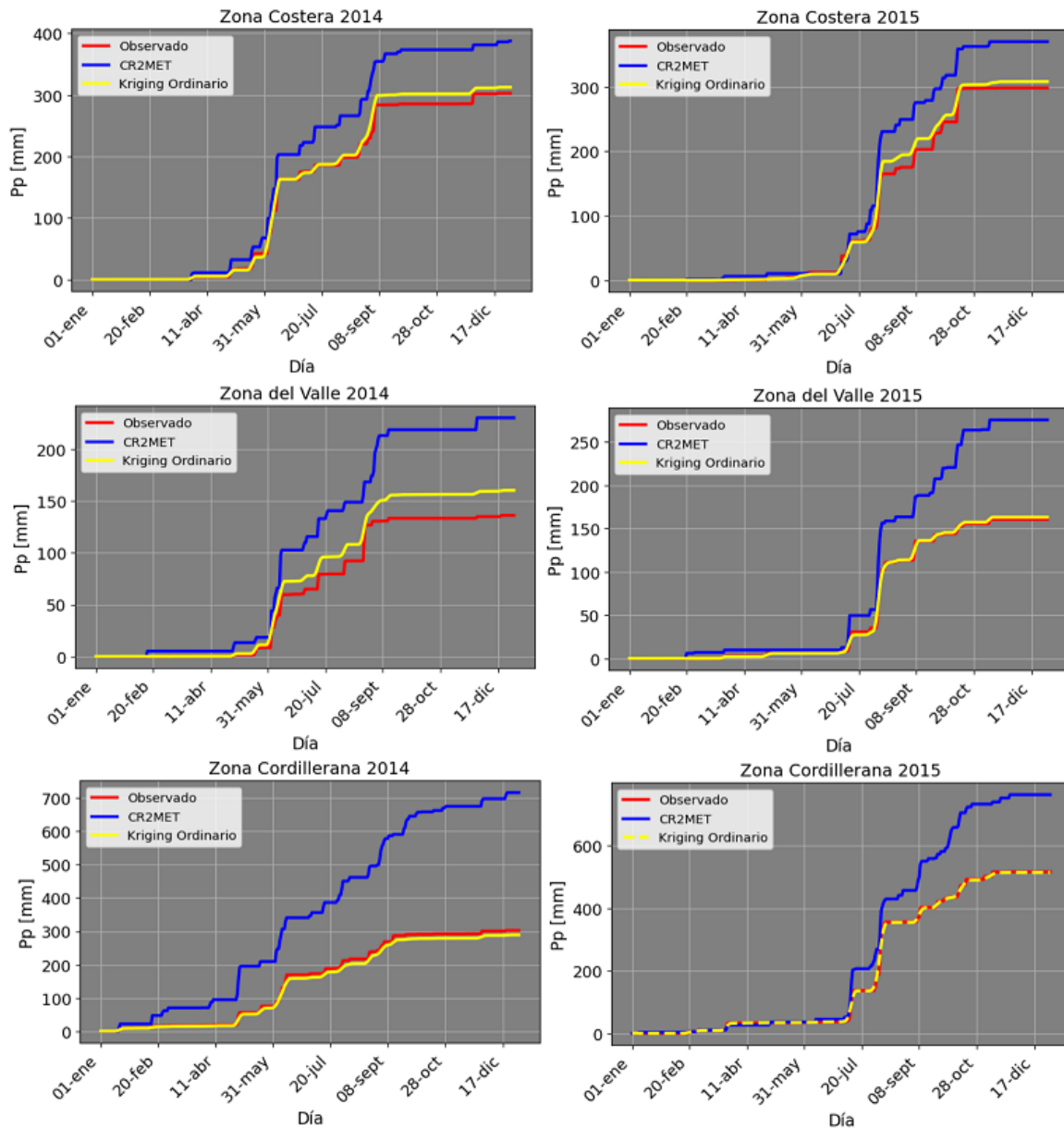


Figura 108: Comparación precipitación acumulada diaria, años 2014 y 2015.

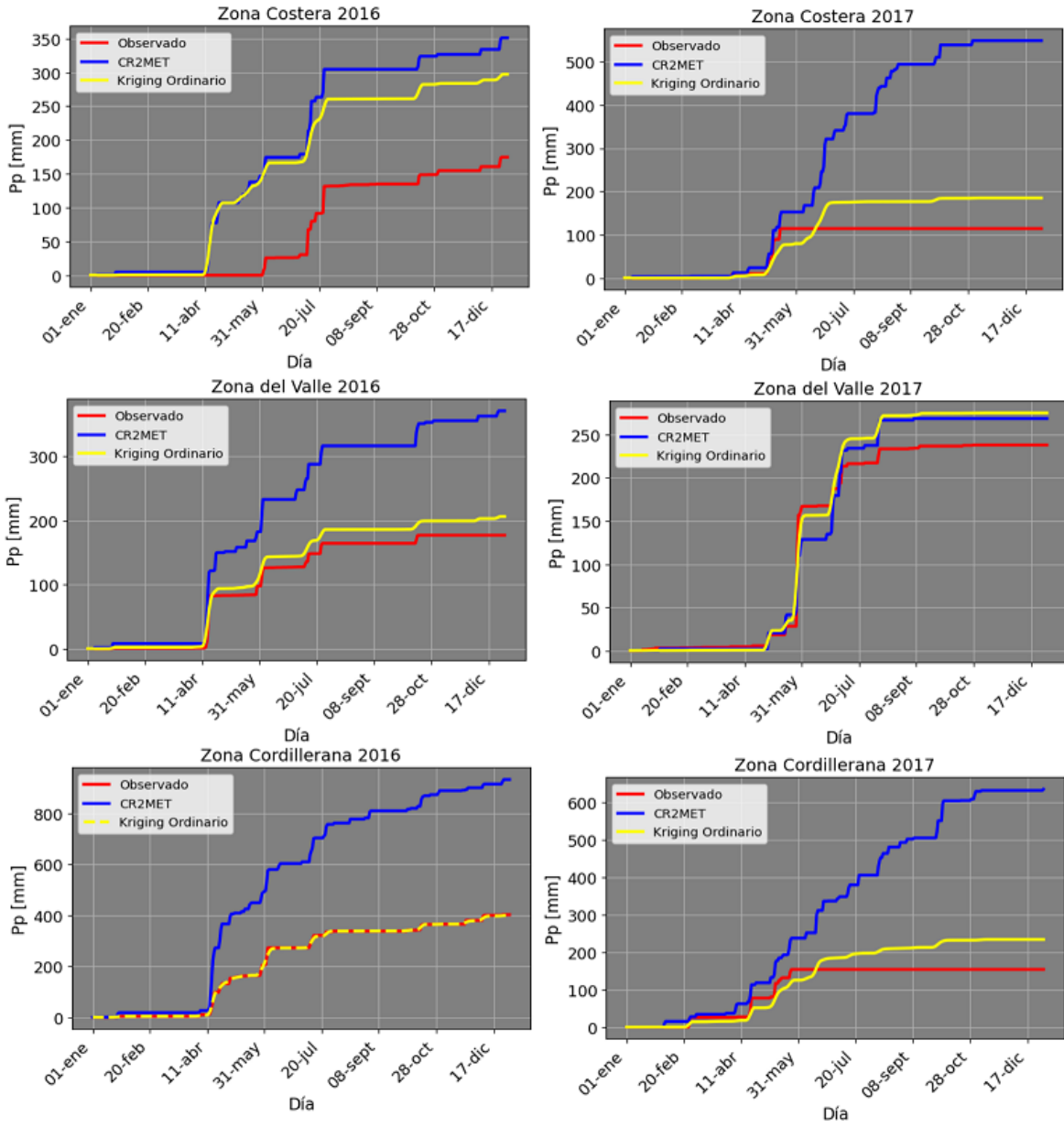


Figura 109: Comparación precipitación acumulada diaria, años 2014 y 2015.

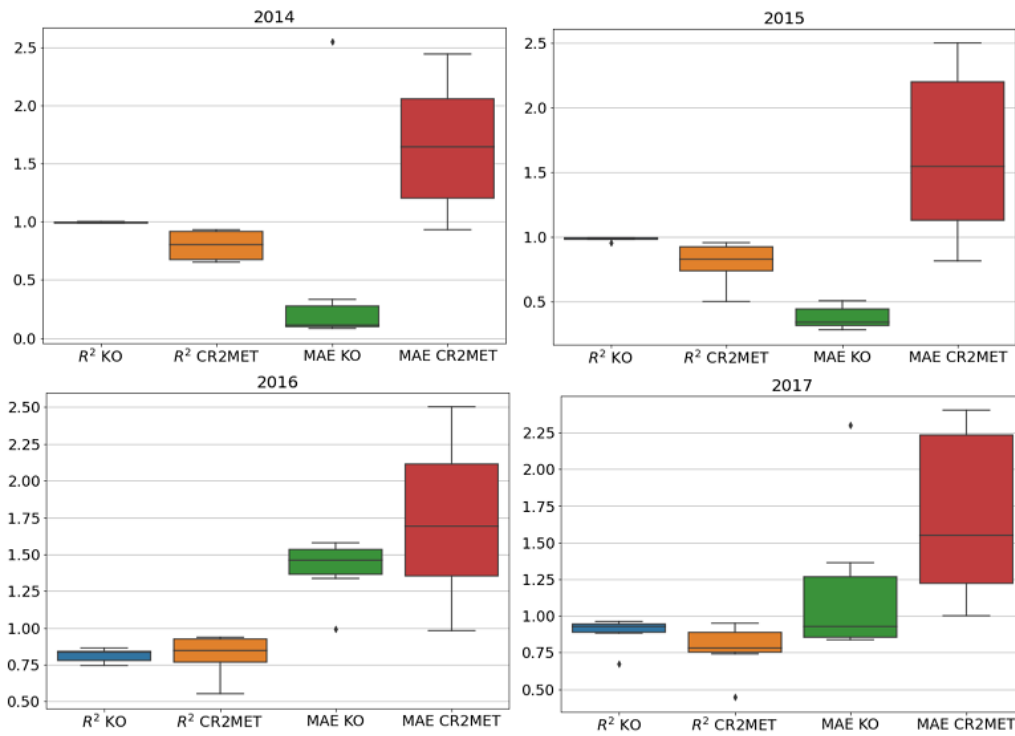


Figura 110: Boxplots estadísticos comparación de temperatura, años 2014 a 2017.

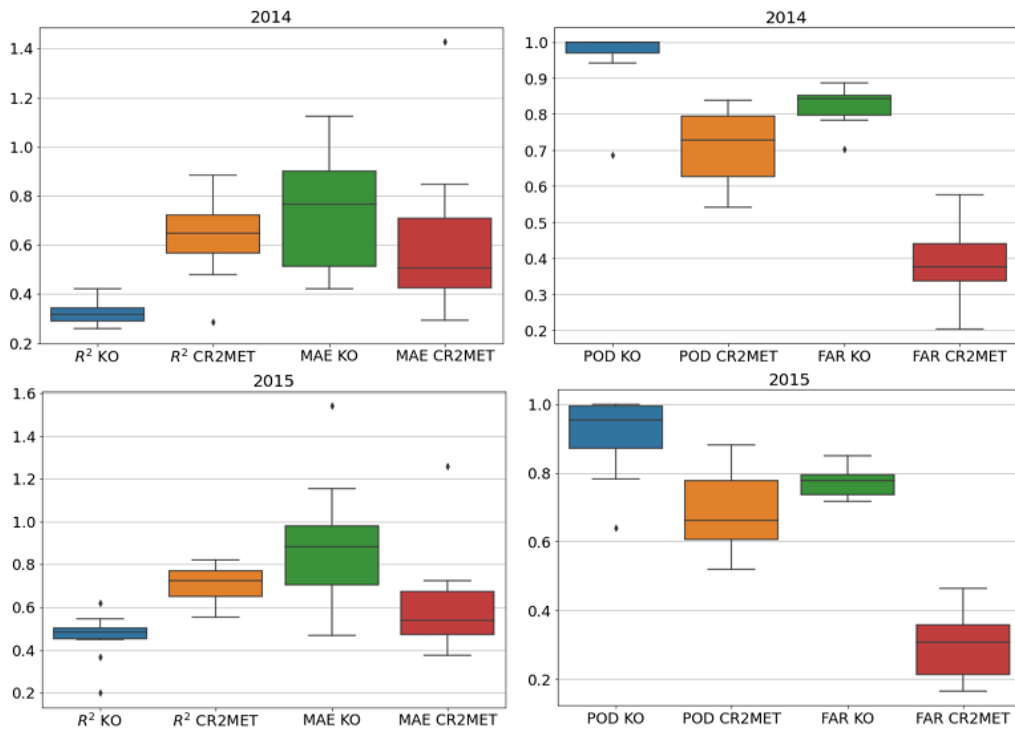


Figura 111: Boxplots estadísticos comparación de precipitación, años 2014 y 2015.

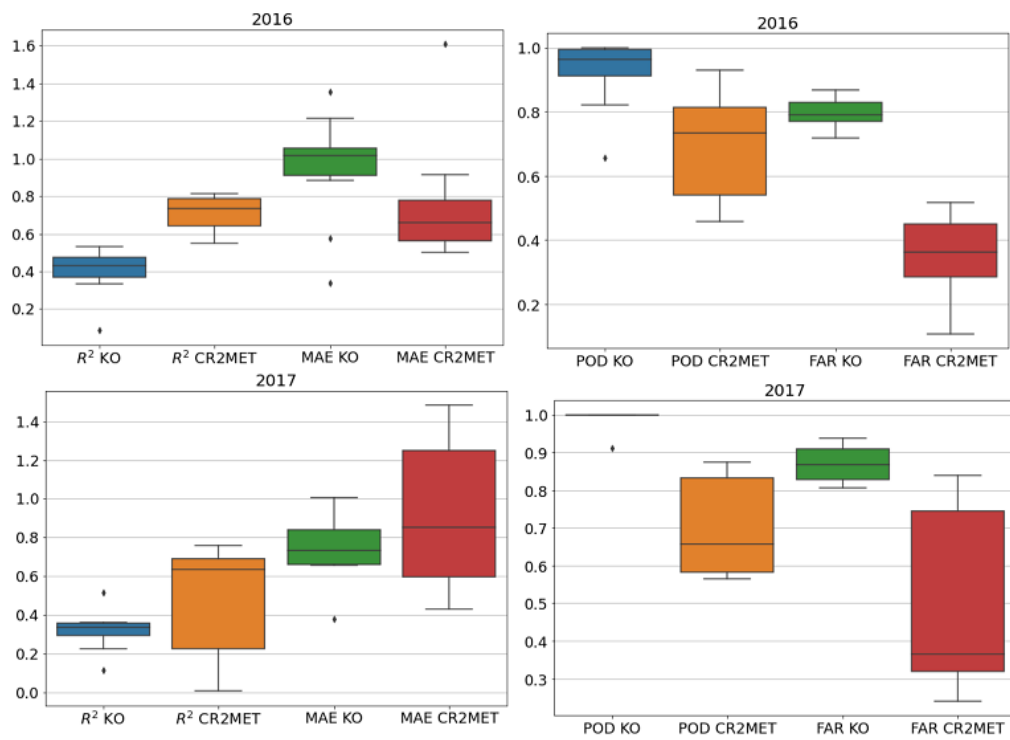


Figura 112 Boxplots estadísticos comparación de precipitación, años 2016 y 2017.