

UNIVERSIDAD DE CUENCA
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA CIVIL



**INCERTIDUMBRE EN LA PRECIPITACIÓN ESPACIAL
DIARIA CAUSADA POR REDES PLUVIOGRÁFICAS
DISPERSAS EN UNA MICROCUENCA DE PÁRAMO
DENSAMENTE MONITOREADA**

Trabajo de Titulación
previo a la obtención del
grado de Ingeniero Civil

AUTOR:

PAULO SEBASTIÁN SEMINARIO GUALLPA

DIRECTOR:

DANIELA ELISABET BALLARI, PhD

CODIRECTOR:

ING. ROLANDO ENRIQUE CÉLLERI ALVEAR, PhD

CUENCA-ECUADOR
Octubre de 2016



RESUMEN

La incertidumbre en la estimación de la precipitación tiene implicaciones directas en la gestión de recursos hídricos. Especialmente en las cuencas de montaña, donde la variabilidad es alta y el monitoreo suele ser escaso. Esto es particularmente cierto para el páramo, un ecosistema de montaña que provee agua a millones de personas en la región andina. En este estudio se cuantificó la incertidumbre en la estimación de la precipitación espacial diaria de una microcuenca de páramo. Se utilizaron los registros de una red de monitoreo con una cantidad de sensores inédita en la región (13 sensores, aproximadamente 1 por cada 0.6 km²). Se analizaron dos fuentes de incertidumbre: 1) el efecto del método de interpolación; y 2) el impacto de la reducción de la densidad de sensores. A través del kriging ordinario y del método IDW se obtuvieron las mejores estimaciones diarias y se compararon con todas las posibles estimaciones obtenidas al descartar pluviógrafos. Para el 25% de los días ninguno de los métodos reflejó la variabilidad al interior de la microcuenca. En los días restantes ambos métodos tuvieron un buen rendimiento. Para todas las densidades de sensores, entre el 20 % y 30% del total de redes estimó el promedio de la precipitación espacial diaria sin sesgo. Cuando se disminuyó la densidad de sensores se encontró un crecimiento exponencial del error absoluto promedio diario. Todas las instancias del estudio revelaron que la incertidumbre al estimar la precipitación en regiones al interior de la microcuenca podría ser crítica para fines ulteriores.

Palabras clave: Precipitación; interpolación; incertidumbre; pluviógrafo; Andes ecuatorianos; páramo.



ABSTRACT

Uncertainty in areal rainfall estimation has direct implications for water resource management. Especially in mountain catchments, where variability is high and monitoring is often scarce. This is particularly true for the Páramo, a mountain ecosystem that provides water to millions of people in the Andean region. In this study, the uncertainty in daily precipitation estimation of a páramo microcatchment is quantified. Records from a monitoring network with an unprecedented number of sensors in the region were used (13 sensors, approximately 1 per 0.6 km²). Two sources of uncertainty were analyzed: 1) the effect of interpolation method; and 2) the impact of reducing sensor density. Through Ordinary Kriging and IDW methods, best daily estimates were obtained and compared with all possible estimates obtained by discarding tipping buckets. For 25% of the days, none of the methods reflected the variability inside the microcatchment. In the remaining days, both methods performed well. For all sensor densities, between 20% and 30% of all gauge networks estimated the mean daily areal precipitation without bias. When the sensor density decreased, the mean daily absolute error increased exponentially. All instances of the study revealed that the uncertainty in estimating rainfall inside the microcatchment could be critical for further purposes.

Keywords: Precipitation; interpolation; uncertainty; tipping bucket; Ecuadorian Andes; *páramo*.



CONTENIDO

RESUMEN	1
ABSTRACT.....	2
1. Introducción.....	8
1.1. Objetivos.....	9
1.2. Área de estudio.....	9
2. Materiales y Métodos	10
2.1. Conformación de la base de datos	10
2.2 Identificación del efecto del método de interpolación sobre la generación de la precipitación espacial.....	13
2.3. Identificación del impacto de la reducción de la densidad de sensores en el cálculo de la precipitación espacial.....	20
2.3. Optimización del número de sensores de la red de monitoreo	21
3. Resultados y discusión	22
3.1. Identificación del efecto del método de interpolación sobre la generación de la precipitación espacial.....	22
3.2. Identificación del impacto de la reducción de la densidad de sensores en el cálculo de la precipitación espacial.....	32
3.3. Optimización del número de sensores de la red de monitoreo	36
3. Conclusiones.....	39
Referencias.....	42
Anexos	46



Yo, Paulo Sebastián Seminario Gualpa, autor de la tesis "INCERTIDUMBRE EN LA PRECIPITACIÓN ESPACIAL DIARIA CAUSADA POR LA REDUCCIÓN EN LA DENSIDAD DE PLUVIÓGRAFOS EN UNA MICROCUENCA DE PÁRAMO", reconozco y acepto el derecho de la Universidad de Cuenca, en base al Art. 5 literal c) de su Reglamento de Propiedad Intelectual, de publicar este trabajo por cualquier medio conocido o por conocer, al ser este requisito para la obtención de mi título de Ingeniero civil. El uso que la Universidad de Cuenca hiciere de este trabajo, no implicará afección alguna de mis derechos morales o patrimoniales como autor/a

Cuenca, Octubre de 2016

Paulo Sebastián Seminario Gualpa
C.I: 0105079800



Yo, Paulo Sebastián Seminario Gualpa, autor de la tesis "INCERTIDUMBRE EN LA PRECIPITACIÓN ESPACIAL DIARIA CAUSADA POR LA REDUCCIÓN EN LA DENSIDAD DE PLUVIÓGRAFOS EN UNA MICROCUENCA DE PÁRAMO", certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor/a.

Cuenca, Octubre de 2016

Paulo Sebastián Seminario Gualpa
C.I: 0105079800



AGRADECIMIENTOS

A los profesores Daniela Ballari y Rolando Céleri, por su profunda vocación científica que motivó e hizo posible este estudio.

Al personal del iDHRICA, por su colaboración en las jornadas de monitoreo.

Al Ing. Felipe Cisneros, director del PROMAS, por la información concedida.



DEDICATORIA

. A mis padres María y Kléver, ejemplos de amor y coraje.

A mi hermana Tamara, la persona que mejor me conoce.

A mi familia, que siempre está presente.

A mis amigos Andrés, Christian, Juan, Paúl y René, compañeros en tantas jornadas entrañables.



1. Introducción

La gestión integral de los recursos hídricos, incluida dentro de los objetivos del milenio de las Naciones Unidas (Naciones Unidas, 2015), es uno de los principales desafíos de las sociedades actuales. Las decisiones que atañen a esta gestión se basan en la interpretación de los resultados de distintos tipos de modelos a través de los cuales se desarrolla la investigación científica (Sánchez y Fernández, 2007). Estos modelos están sujetos a diversas fuentes de incertidumbre y en consecuencia las decisiones que en ellos se sustentan. La más importante de estas fuentes de incertidumbre es la precipitación (Beven 2011; Buytaert et al. 2006; Chang et al., 2005). Así, la exactitud en el cálculo de respuestas de una cuenca, tales como la escorrentía, la erosión del suelo o la variación de la calidad del agua en un reservorio, provienen de la exactitud en la precipitación (Chang et al. 2005). Por lo tanto, la cuantificación de la incertidumbre asociada a la precipitación es fundamental para el adecuado manejo de los recursos hídricos.

El equipo de uso más extendido a nivel mundial para medir la precipitación es el pluviógrafo de balancín (González et al., 2015), ya sea de modo exclusivo o como complemento de medios más sofisticados (Li et al., 2016). Ya que este proporciona una medición puntual, la estimación de la precipitación en los sitios no monitoreados requiere de la conformación de redes de pluviógrafos que caractericen la variabilidad de la precipitación así como de la selección de métodos de interpolación idóneos. Por tal motivo, el análisis de la incertidumbre asociada a la medición de la precipitación con redes dispersas y a los métodos de interpolación constituye una parte ineludible de cualquier estudio destinado a proporcionar la información base para la planificación y el manejo de recursos hídricos (Shaghaghian y Abedini, 2013).

A la hora cuantificar la incertidumbre asociada a la precipitación, los sitios prioritarios son las cuencas de montaña. En primer lugar por su papel crítico como fuentes del recurso hídrico (Viviroli et al. 2007); en segundo lugar por la considerable variabilidad que tiene la precipitación en estos ecosistemas (Hrachowitz y Weiler 2011; Tsintikidis et al. 2002) incluso en pequeña escala (Killeen et al., 2007); y en tercer lugar porque, debido a la dificultad de acceso y al alto costo implicado, las redes pluviográficas suelen tener densidades insuficientes y un mantenimiento escaso (Céleri y Feyen, 2009; Hrachowitz y Weiler, 2011; Paimazumder y Mölders, 2009) .

En la gestión de recursos hídricos de la región andina, las cuencas de páramo son el caso primordial. Debido a su importancia como fuentes de agua para millones de personas (PROCURADURÍA DELEGADA PARA ASUNTOS AMBIENTALES, 2008), a nivel regional existen incipientes iniciativas orientadas a cuantificar los servicios ambientales hidrológicos de estos ecosistemas de

montaña. Uno de los objetivos prioritarios es la extrapolación a escala de cuenca del conocimiento de procesos generado en pequeña escala (Célleri y Feyen, 2009). En este afán, el conocimiento de la precipitación es uno de los vacíos de mayor relevancia (Quintero, 2010). Los escasos estudios al respecto revelan que en las cuencas de páramo existe una preeminencia de llovizna y una fracción escasa de días secos. Se ha encontrado que la medición de este tipo de precipitación a través de sensores de baja resolución como los pluviógrafos presenta notables limitaciones (Padrón et al., 2015). En cuanto a la variabilidad, Buytaert et al. (2006) evidenciaron que, incluso a pequeña escala, esta puede ser considerable y está fuertemente influenciada por la topografía. Para la escala de microcuencas de páramos la cuantificación de la incertidumbre debida a esta variabilidad aún no ha sido cuantificada.

A fin de cubrir este vacío del conocimiento, en el presente estudio se lleva cabo la cuantificación de la incertidumbre en la estimación de la precipitación espacial diaria en una microcuenca de páramo. Dos fuentes de incertidumbre son analizadas: 1) el efecto del método de interpolación; y 2) el impacto de la reducción de la densidad de sensores. Así, utilizando los registros de precipitación de una microcuenca monitoreada con una densidad de sensores sin precedentes en la región, se analizó el rendimiento de los métodos de interpolación de uso más frecuente y se determinó el efecto de realizar las estimaciones con todas las posibles combinaciones de parte de los sensores disponibles.

1.1. Objetivos

General

Cuantificar la incertidumbre en la estimación de la precipitación espacial causada por la selección del método de interpolación y la reducción en la densidad de pluviógrafos.

Específicos

- Identificar el efecto del método de interpolación sobre la generación de la precipitación espacial
- Identificar el impacto de la reducción de la densidad de sensores en el cálculo de la precipitación espacial
- Optimizar el número de sensores de la red de monitoreo

1.2. Área de estudio

La microcuenca del río Zhurucay es un ecosistema de páramo con una superficie de 7.53 km². Forma parte de la cuenca alta del río Jubones y se ubica en la cordillera occidental de los Andes, a 85 km de la ciudad de Cuenca, entre las coordenadas X: 694989m a 696944 m e Y: 9658439m a 9661930m

(UTM zona 17 WGS84) con una altura aproximada que va desde los 3400 a 3900 m.s.n.m. (Figura 1).

Por su ubicación dentro de la cordillera de los Andes, el clima está principalmente influenciado por el régimen del Pacífico y en menor medida por las masas de aire continentales derivadas de la parte amazónica (Vuille et al., 2000). La precipitación es continua en todo el año y la mayor parte del tiempo ocurre en forma de neblina. Para el periodo 2011-2014 se registraron los siguientes valores promedio de las variables meteorológicas: precipitación promedio anual 1345 mm, temperatura promedio 6°C, humedad relativa promedio 91%, radiación solar promedio diaria 14 MJ m⁻² día⁻¹ (Padrón et al., 2015).

2. Materiales y Métodos

2.1. Conformación de la base de datos

Se usaron los registros de 4 sensores pertenecientes al Departamento de Recursos Hídricos y Ciencias Ambientales de la Universidad de Cuenca (iDRHICA). Además se contó con las mediciones de un sensor monitoreado por el Programa para el Manejo del Agua y del Suelo (PROMAS). Adicionalmente, con el apoyo del iDRHICA se llevó a cabo, entre marzo y abril de 2014, la instalación de 8 sensores adicionales. Siguiendo las recomendaciones de los fabricantes y las estipulaciones de la Guía de la Organización Meteorológica Mundial (WMO, 2008), los sensores fueron instalados buscando la formación de una malla regular abarcando todas las regiones al interior de la microcuenca (Figura 1).

Para garantizar la calidad de las observaciones, durante todo el año considerado para el estudio (abril del 2014 a abril del 2015), se realizaron descargas regulares con una frecuencia mínima de 2 semanas y máxima 2 meses. Siguiendo las especificaciones de los fabricantes, se realizó la calibración estática de todos los pluviógrafos. Para ello, mediante el uso de una micro pipeta se comparó el volumen necesario para producir un tip con el volumen nominal. Como resultado se obtuvieron factores de corrección que se aplicaron sobre las series de datos. Además, para detectar anomalías en el funcionamiento de los pluviógrafos, se compararon periódicamente las acumulaciones obtenidas con diferentes sensores.

La totalidad de los equipos considerados fueron pluviógrafos de balancín. Estos disponen de un datalogger Pendant con un circuito de conteo que les permite almacenar el tiempo (hh:mm:ss) en que se ha acumulado una cantidad de precipitación igual a su resolución. La ubicación y las características de los pluviógrafos utilizados se presentan en las Tablas 1 y 2. A pesar de contar con



registros instantáneos, las diferencias en la resolución y marca de los sensores, motivaron el uso de la escala diaria. Según los resultados de Padrón y Célleri (2013), para escalas inferiores a la diaria las diferencias entre estos modelos son significativas.

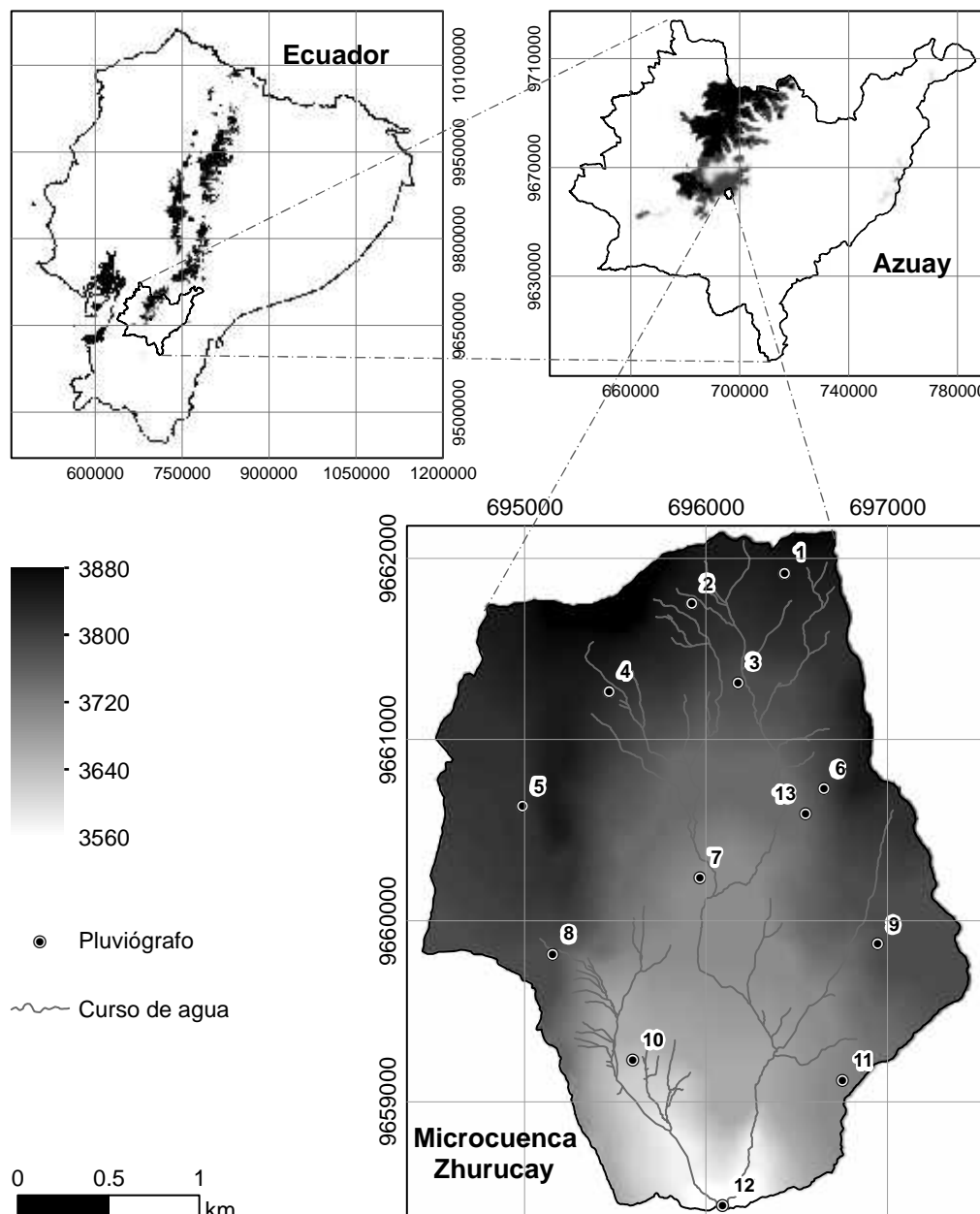


Figura 1. Ubicación del área de estudio y disposición de los pluviógrafos.

Sitio	Resolución (mm)	Modelo del pluviógrafo	Coordenadas (UTM Zona 17 WGS84)	
			X	Y
1	0.2	Davis 2	696435	9661930
2	0.2	Davis 2	695923	9661761
3	0.2	Onset	696178	9661327
4	0.2	Davis 2	695463	9661277
5	0.2	Onset	694989	9660644
6	0.254	Davis 1	696647	9660736
7	0.2	Onset	695968	9660247
8	0.254	Davis 1	695155	9659828
9	0.2	Davis 2	696944	9659880
10	0.254	Davis 1	695592	9659244
11	0.2	Onset	696748	9659130
12	0.254	Davis 1	696089	9658439
13	0.2	Onset	696550	9660604

Tabla 1. Características de los pluviógrafos según su ubicación en la microcuenca.

Modelo de Pluviógrafo	Resolución (mm)	Diámetro del orificio del embudo (mm)	Altura (mm)	Peso (lb)	Precisión	
					(%)	Rango de Intensidad (mm hora ⁻¹)
Davis 1	0.254	165	240	2	±1%	0-50
					±5%	50-100
Davis 2	0.2	165	240	2.2	±3%	0.2-50
					±5%	50-100
Onset	0.2	152.4	257.2	2.5	±1%	0-20

Tabla 2. Características de los modelos de pluviógrafos empleados.

Los registros de lluvia se acumularon para conformar las series diarias. Ya que los métodos aplicados requirieron la mayor cantidad de observaciones posibles, para la totalidad de los análisis desarrollados se utilizaron únicamente los datos acumulados de aquellos días con registros de precipitación en todos los pluviómetros (al menos un tip en cada sensor). Se obtuvo una muestra de 60 días.

2.2 Identificación del efecto del método de interpolación sobre la generación de la precipitación espacial

El problema de la interpolación de la precipitación ha sido abordado bajo enfoques deterministas, estocásticos y dirigidos por datos (Adhikary et al., 2016). Como representativos de los dos primeros se escogieron el método de ponderado por el inverso de la distancia (IDW – Inverse distance weighted) y el krigado ordinario. Se trata de los métodos de uso más frecuente (Chang et al., 2005; Li y Heap, 2011) y su ejecución supone niveles de complejidad diferentes.

IDW

El método IDW expresa la precipitación en un sitio no muestreado P a partir de n precipitaciones observadas mediante:

$$P = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{P_i}{d^\lambda}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{d^\lambda}} \quad (1)$$

En la ecuación (1) P_i es la precipitación observada en el punto i ; d es la distancia entre el punto no muestreado y el punto i ; y λ es la potencia del método. Ya que la elección de la potencia puede afectar significativamente la exactitud de las interpolaciones (Dirks et al., 1998), se aplicaron dos variantes del método, denotadas IDW e IDW2. En la variante IDW se determinó cada día la potencia óptima entre un conjunto de 32 valores de prueba (todos los múltiplos de 0.25 menores o iguales a 8) mediante el paquete de R Intamap (Pebesma et al., 2013). En la variante IDW2 se utilizó siempre la potencia convencional 2 (valor por defecto en software como ArcGIS o Gstat (Pebesma et al., 2016)).

Krigado

A diferencia del método IDW, que realiza las predicciones asumiendo el comportamiento espacial independientemente de las observaciones, el krigado hace uso de la teoría Geoestadística para que las predicciones sean óptimas. El punto de partida del enfoque geoestadístico es la interpretación de las magnitudes que varían en el espacio (denominadas variables regionalizadas) como realizaciones de una función aleatoria (Matheron, 1962). Por lo tanto, el krigado consiste en encontrar el predictor óptimo de una función aleatoria a partir de una realización de la misma. El rendimiento de un predictor se cuantifica a través de una función denominada pérdida por lo que el predictor óptimo es aquel que minimiza el valor esperado de la pérdida considerada. Debido a las propiedades particulares que posee, la pérdida

utilizada en el kriging es el error cuadrático (cuadrado de la diferencia entre el valor real y el valor estimado por el predictor) (Cressie, 1993). Además, el kriging impone al predictor óptimo la propiedad de insesgadez, es decir impone que el valor esperado del predictor sea el mismo que el de la función.

Linealidad de los predictores óptimos

Para llevar a cabo el kriging, el paradigma es una función aleatoria con distribución normal multivariante. En este caso particular, el predictor óptimo es lineal y puede obtenerse de forma sencilla a partir de una realización de la función (Cressie, 1993). La linealidad del predictor significa que los valores en sitios no muestreados son estimados mediante una suma ponderada de los valores observados. Por lo tanto, según los principios del kriging, las ponderaciones que determinan que el predictor sea óptimo deben obtenerse mediante la minimización del error cuadrático bajo la condición de insesgadez. Según como se asuma el comportamiento de la función en el proceso de minimización, el kriging lineal puede ser simple, ordinario o universal. En el kriging ordinario, se asume que la media de la función es desconocida. En el kriging simple, se expresa a la función como la suma de una media constante y conocida más un error aleatorio de media cero. En el kriging universal, se considera que la función es no estacionaria y se la descompone como la suma de una tendencia conocida y un error aleatorio de media cero (Giraldo, 2002). Como resultado de la minimización, junto con las ponderaciones se obtienen expresiones para calcular el error de predicción cuadrático medio conocido como varianza del kriging. Además de los tipos de kriging lineal mencionados, existe una extensión del kriging ordinario, denominada cokriging. Este método sofisticado permite considerar la influencia de variables secundarias caracterizando el fenómeno a través de una función denominada variograma cruzado (Webster y Oliver, 2007).

Si el problema de predicción óptima se aborda descartando que la función tenga una distribución normal, el predictor óptimo es usualmente no lineal. Cuando el predictor óptimo es no lineal, su obtención requiere un conocimiento más completo de la estructura espacial de la variable regionalizada que el proporcionado por el variograma (Journel y Huijbregts, 1978). Incluso cuando el predictor óptimo de una función es lineal pero su distribución no es normal, la obtención del predictor óptimo es compleja ya que se necesita conocer la distribución de probabilidad condicional de la función dada una realización de la misma (Cressie, 1993). Por ello, en la práctica se aplican transformaciones a las observaciones con distribución no normal para abordarlas como tales. La más común de estas transformaciones es la logarítmica, un caso particular de las transformaciones propuestas por Box y Cox (1964). La principal ventaja de la transformación logarítmica es que disminuye la influencia de los valores

atípicos. Sin embargo, la necesidad de revertir la transformación inicial introduce sesgamientos en el predictor y su aplicación exige ciertas consideraciones preliminares (Roth, 1998). Otras soluciones al krigeado no lineal, entre las que destacan el krigeado indicador y el krigeado disyuntivo, son descritas por Webster y Oliver (2007).

A fin de garantizar el carácter óptimo del krigeado ordinario, como un paso preliminar se evaluó la normalidad de las observaciones diarias mediante el test de Anderson y Darling (1954). La hipótesis nula (comportamiento normal) pudo ser rechazada para un pequeño porcentaje de días. Al considerar las observaciones transformadas logarítmicamente se encontraron resultados similares e incluso para algunos días los valores p fueron superiores que aquellos correspondientes a los datos sin transformar (Tabla A1). En consecuencia se aplicó el krigeado sobre los datos sin transformar y el tratamiento de los comportamientos no normales se abordó en la etapa de caracterización del fenómeno.

Variograma

Para los fines concernientes a la Geoestadística, la característica mínima necesaria -que puede inferirse a partir de un conjunto de observaciones- es el comportamiento en una vecindad del origen de alguna de tres funciones equivalentes denominadas: variograma, covariograma y correlograma (Matheron y Alfaro, 1970). Aunque todas ellas caracterizan la estructura de correlación de la variable regionalizada, la más recomendada, por su generalidad y facilidad de cálculo, es el variograma (Cressie, 1993). Para que la inferencia del variograma tenga fundamento se debe asumir al menos que la función aleatoria es intrínseca. Esto ocurre cuando para todo vector \mathbf{h} , el incremento entre dos observaciones a una distancia \mathbf{h} admite una esperanza y una varianza que son función de la distancia \mathbf{h} pero independientes del punto de apoyo (Giraldo, 2002). Esta dependencia del modelo de variograma constituye la principal limitación del krigeado ordinario (Adhikary et. al., 2016). La razón radica en la necesidad de seleccionar varios de sus parámetros. Aunque existen valores referenciales avalados por la práctica, la elección final queda a criterio del ejecutor (Oliver y Webster 2014). Por lo tanto, es imprescindible contrastar los valores obtenidos a partir de las observaciones con ciertos comportamientos esperados y aplicar correcciones cuando no es el caso.

Los valores que adopta el variograma habitualmente obedecen un patrón. Sea $z(x_i)\}_{i=1}^M$ una realización de la variable regionalizada gobernada por la función aleatoria $Z(x)$. La función variograma asigna un valor a cada par de observaciones $[z(x_i); z(x_j)]$ en función del módulo del vector distancia entre

ellos ($\|h\|$). Para valores de $\|h\|$ cercanos a cero, la función suele tender a cero. Conforme aumenta $\|h\|$, los valores de la función habitualmente crecen. Para valores de $\|h\|$ mayores a un valor crítico denominado rango, se espera que la función sea constante en un valor llamado meseta. Aunque teóricamente la continuidad del fenómeno exige que cuando $\|h\| = 0$ la función sea nula, en la práctica esta adopta un valor distinto denominado efecto pepita. El significado y las implicaciones teóricas de estos comportamientos previstos así como de otros atípicos pueden consultarse en (Journel y Huijbregts, 1978; Cressie, 1993).

El cálculo del variograma a partir de un conjunto de observaciones $z(x_i)\}_{i=1}^M$ no consiste en la aplicación directa de una definición, requiere consideraciones previas. Puesto que los puntos muestreados son limitados, en lugar de restringirse a ser una función de $\|h\|$, el variograma experimental asigna un valor promedio a todos los pares de observaciones tales que su distancia está dentro de un intervalo 2δ . Ya que en general el variograma varía según la dirección de h , antes de calcularlo es necesario determinar si el fenómeno es isotrópico o anisotrópico. Será isotrópico si el comportamiento de la función aleatoria no depende de la dirección entre los pares de observaciones y anisotrópico en caso contrario. Además, según el atributo que varía con la dirección, la anisotropía puede ser geométrica o zonal. Será geométrica si el atributo que depende de la dirección es el rango y zonal en caso contrario (varios autores discrepan de esta definición de anisotropía zonal, en (Zimmerman, 1993) se detallan diferentes definiciones y se propone una clasificación alternativa).

Para determinar si existe anisotropía se puede aplicar el método gráfico o alguno de los test estadísticos desarrollados para el efecto. En el método gráfico se representa, en coordenadas polares, el rango correspondiente a direcciones selectas y la existencia de anisotropía se refleja en la forma que se obtiene (para más detalles consultar (Zimmerman, 1993)). Sin embargo, para evitar subjetividades es recomendable optar por la aplicación de test estadísticos como los descritos en (Beniston y Stoffel, 2014; Chorti y Hristopulos, 2008; Guan et al., 2004; Lu y Zimmerman, 2005; Maity y Sherman, 2012).

Si el fenómeno es isotrópico el variograma experimental ($2\gamma_E(h)$) se calcula mediante:

$$2\gamma_E(h) = \frac{1}{N(h)} \sum_{j=i+1}^M \sum_{i=1}^M [(z(x_i) - z(x_j))^2 \cdot \beta] \quad (2)$$

Donde $\beta = 1$ cuando $h - \delta \leq |x_i - x_j| \leq h + \delta$ y 0 en caso contrario, $M(h)$ es el número de observaciones y $N(h)$ es el número de pares experimentales tales que $\beta = 1$ (Grimes y Pardo-Igúzquiza, 2010).

Si el fenómeno presenta anisotropía geométrica, en primer lugar se determina la razón entre el mínimo y el máximo rango y la dirección del mayor rango. A partir de estos parámetros se realiza una rotación de las coordenadas y un ajuste de las distancias de separación y se calcula el variograma empírico para estas coordenadas transformadas mediante **(2)**. Si el fenómeno presenta anisotropía zonal, es necesario identificar y remover posibles tendencias a través de los métodos descritos en (Cressie, 1993). De lo contrario la hipótesis intrínseca es cuestionable o inviable (Zimmerman, 1993), de modo que se debe abandonar el enfoque geoestadístico del fenómeno.

El cálculo del variograma a través de **(2)** es sensible a la presencia de valores atípicos. Para los fines posteriores a la estimación del variograma la influencia de los valores atípicos es sustancial. Considerando que la normalidad de las observaciones garantiza el carácter óptimo de las estimaciones, Hawkins y Cressie (1984) interpretaron los comportamientos no normales como observaciones normales contaminadas con valores atípicos aislados y desarrollaron el siguiente estimador robusto (a la contaminación por valores atípicos):

$$2 \bar{\gamma}_E(h) = \left\{ \frac{1}{N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} |z(x_i) - z(x_j)|^{1/2} \cdot \beta \right\}^4 / (0.457 + 0.494/N(h)) \quad (3)$$

Donde la notación es la misma que en **(2)**. Un compendio de otros estimadores robustos puede encontrarse en (Cressie, 1993; Oliver y Webster, 2014). Además de los mencionados, existen otros factores que influyen en la estimación del variograma experimental. En (Oliver y Webster, 2014) se expone un análisis de los mismos.

Una vez que se ha obtenido el variograma experimental, es necesario ajustar un modelo teórico que proporcione información para cualquier distancia. Aunque no existe un método de ajuste que teóricamente permita obtener la mejor estimación (Grimes y Pardo-Igúzquiza, 2010), en la práctica el método más usado es el de mínimos cuadrados ponderados mediante regresión no lineal (Pebesma et al., 2016). En Webster y Oliver (2007) puede encontrarse un detalle de las curvas permitidas así como de los métodos de ajuste existentes.

Selección de parámetros

Atendiendo al conjunto de criterios y procedimientos involucrados, la modelación del semivariograma se llevó a cabo en el entorno de cómputo estadístico y visualización R (van de Beek et al., 2012) a través de los paquetes geoestadísticos Intamap (Pebesma et al., 2013) y Gstat (Pebesma et al., 2016). Si bien estas herramientas realizan el ajuste del variograma experimental de manera automática, los valores por defecto que se asignan a los parámetros se sustentan en la práctica y carecen de un rigor teórico (Roger et al., 2013). Además, algunos de ellos limitan la cantidad de observaciones a considerar y para el caso inédito de estudio, resultaron inviables. Por lo tanto, a fin de generar un algoritmo válido para todos los días, se seleccionaron valores de prueba para cada parámetro (Tabla 3) y se calcularon los modelos correspondientes a todas las posibles combinaciones (1080 iteraciones). Para el análisis anisotrópico y para el ajuste del semivariograma teórico se utilizaron los procedimientos incorporados por defecto.

La selección del modelo de semivariograma con la combinación óptima de parámetros y de la potencia óptima de la variante IDW2 se realizó mediante validación cruzada. Para este cometido, el método de validación cruzada evalúa el rendimiento de cada uno de los conjuntos de parámetros en la obtención de predicciones mediante el método respectivo (krigeado o IDW). Suponga que se tiene un conjunto de M observaciones y que se desea evaluar un determinado conjunto de parámetros. Entonces, en primer lugar se conforman todos los posibles subconjuntos de observaciones que resultan al eliminar una de las M observaciones. Luego, utilizando el conjunto de parámetros de prueba, con cada uno los subconjuntos se predice el valor de la observación excluida para formar el subconjunto y se calcula el error cometido en la predicción. El desempeño de la combinación de parámetros se cuantifica a través de los siguientes estadísticos (relativos a los errores de predicción de las observaciones excluidas cada vez): error medio (ME), error cuadrático medio (MSE) y para el caso de los parámetros del semivariograma la razón entre el MSE y la varianza del krigeado (MSDR). Para la variante IDW2 la potencia óptima es aquella que produce el menor MSE. Para el krigeado la mejor combinación de parámetros es aquella que produce el MSDR más próximo a uno. Para ambos métodos el ME deber ser cercano a cero (Oliver y Webster, 2014). Ya que el MSDR no es aplicable al método IDW, se consideraron dos variantes del krigeado ordinario según el criterio empleado para seleccionar el conjunto óptimo de parámetros. En la primera variante, denotada OK1, el criterio fue el valor del MSDR y en la otra variante, denotada OK2, se utilizó el valor del MSE. Adicionalmente, para cada método se calcularon los coeficientes de correlación diarios entre los valores observados y estimados para efectuar la validación cruzada.



Parámetro	Opciones de prueba	Código
Intervalos de distancia	6 valores en cada intervalo	1
	9-11 valores en cada intervalo	2
	13 valores en cada intervalo	3
	Regulares 400m	4
	Regulares 600m	5
Efecto pepita	Cero	1
	Valor mínimo de la nube variográfica	2
	Duplo del valor mínimo de la nube variográfica	3
Meseta	Mediana de la nube variográfica	1
	Media entre la mediana y el máximo de la nube variográfica	2
	Máximo de la nube variográfica	3
	1.5 veces el máximo de la nube variográfica	4
Rango	2000	-
	3000	-
	4000	-
Tipo	Robusto	-
	Clásico	-
Modelos	Esférico	-
	Exponencial	-
	Gaussiano	-

Tabla 3. Valores de prueba para los parámetros involucrados en la estimación de los semivariogramas teóricos diarios.

Efecto del método de interpolación

Finalmente, para analizar el efecto del método de interpolación se compararon los resultados de la validación cruzada y las distribuciones de frecuencias de las precipitaciones espaciales diarias obtenidas con cada una de las variantes. Además, a fin de determinar las diferencias de los métodos para caracterizar la variabilidad dentro de la cuenca se compararon mapas de promedios y desviaciones estándar de los mapas de precipitación diaria generados con cada método. Es decir, en lugar de interpolar los promedios y desviaciones en los sitios muestreados, estos fueron calculados para cada uno de los píxeles a partir de los mapas generados día a día. Adicionalmente a los mapas referidos, para las variantes del krigeado ordinario se obtuvieron mapas de promedios y desviaciones estándar relativos a la varianza de krigeado.

Resumen de métodos de interpolación empleados

La Tabla 4 muestra el resumen y acrónimos de los diferentes métodos de interpolación empleados y evaluados.

Método	Criterio de selección de parámetros óptimos	Acrónimo
Krigado ordinario	Semivariograma con el MSDR más próximo a uno	OK1
	Semivariograma con el MSE mínimo	OK2
IDW	Potencia que produjo el MSE mínimo	IDW
	Potencia 2	IDW2

Tabla 4. Resumen de los métodos utilizados

2.3. Identificación del impacto de la reducción de la densidad de sensores en el cálculo de la precipitación espacial

Para determinar el efecto que tiene la desagregación de la red completa sobre el cálculo de la precipitación espacial, se compararon exhaustivamente las precipitaciones espaciales diarias obtenidas a partir de la red completa y aquellas obtenidas a partir de todas las redes que se pudieron conformar al excluir pluviógrafos (en total 8190 redes, en adelante referidas como redes dispersas). Ya que el número de pluviógrafos de las redes dispersas imposibilitó la aplicación de krigado, las predicciones se realizaron mediante el método IDW optimizando diariamente la potencia. En concordancia con la metodología empleada por Hrachowitz y Weiler (2011), las diferencias asociadas a cada red se cuantificaron mediante el error absoluto diario promedio (ecuación (5)). Además, para determinar la relevancia de las diferencias en relación con la cantidad de precipitación, se calcularon: el error diario promedio (ecuación (4)), el sesgo diario promedio (ecuación (6)) y el sesgo absoluto diario promedio (ecuación (7)).

$$\text{error medio diario} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i) \quad (4)$$

$$\text{error absoluto medio diario} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (5)$$

$$\text{sesgo medio diario} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \hat{y}_i)}{y_i} \quad (6)$$

$$\text{error absoluto medio diario} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \quad (7)$$

En las ecuaciones **(4)-(7)**, n es el total de días analizados (60) mientras y_i y \hat{y}_i son las precipitaciones espaciales del día i calculadas, respectivamente, con la red completa y con la red dispersa en consideración.

Para determinar la significancia estadística de las diferencias, se aplicó el test de Mann Whitney (Hollander et al, 2013) entre las series diarias de precipitación espacial calculadas con la red completa y con cada una de las redes dispersas, es decir, un test por cada red dispersa.

Las densidades de las redes de monitoreo en ecosistemas de montaña, particularmente en la región andina (Quintero, 2010), son considerablemente inferiores a la red de este estudio. En tal virtud, se analizaron en detalle las diferencias existentes para redes selectas de un sensor, considerando los patrones de precipitación al interior de la microcuenca. En base a su desempeño y a la importancia de su ubicación en términos de monitoreo, se seleccionaron las siguientes redes: i) las que produjeron el mayor y menor promedio del error absoluto diario en el análisis exhaustivo anterior (pluviógrafos 9 y 5, respectivamente); ii) el sensor ubicado en el centro de la cuenca (pluviógrafo 7); y iv) de los sensores más cercanos a la única vía de acceso, aquel que tuvo el menor promedio del error absoluto diario (pluviógrafo 13). Al igual que en las comparaciones de la precipitación espacial, se utilizaron los parámetros dados por las ecuaciones **(4)-(7)** pero aplicándolos a cada uno de los píxeles utilizados en las interpolaciones. Para ello, con cada uno de estos sensores se calcularon mediante IDW -optimizando cada vez la potencia- los mapas de precipitación diarios. Luego se obtuvieron día a día los mapas del error, error absoluto, sesgo y sesgo absoluto. Finalmente se promediaron cada uno de estos mapas.

El detalle de las redes dispersas utilizadas en los análisis de esta sección se resume en la Tabla 5.

2.3. Optimización del número de sensores de la red de monitoreo

El procedimiento aplicado consistió en descartar redes según 3 criterios aplicados de manera secuencial. En primer lugar, se identificaron todas las redes dispersas sin diferencias estadísticamente significativas con respecto a la red completa. De este subconjunto, se seleccionaron aquellas redes que produjeron los menores errores absolutos promedio con respecto a la red principal (cuantificados a través de la ecuación **(3)**). Por último, se descartaron las redes que contenían sensores con alto costo de monitoreo. Para ello se consideró la distancia con respecto a la única vía de acceso. Ya que esta rodea la microcuenca por el este, se estableció el siguiente orden de prioridad: primero las redes dispersas compuestas por combinaciones de los pluviógrafos 1, 6, 9, 11 o 13; luego las que incluían a los pluviógrafos 3 o 7 y finalmente; las que incorporaban a los sensores 2, 4, 5, 8, 10 o 12.



Análisis realizado	Criterio de selección de redes	Densidad de red Nro. de sensores	Nro. total de redes
Cálculo de errores (ecuaciones (4)-(7)) y aplicación del test de Mann Whitney	Todas las combinaciones posibles	1	13
		2	78
		3	286
		4	715
		5	1287
		6	1716
		7	1716
		8	1287
		9	715
		10	286
		11	78
		12	13
Mapas de errores promedio	Error absoluto mínimo y máximo, ubicación de interés para el monitoreo	1	4

Tabla 5. Resumen de las redes dispersas utilizadas para comparar las predicciones con respecto a la red completa.

3. Resultados y discusión

3.1. Identificación del efecto del método de interpolación sobre la generación de la precipitación espacial

Los resultados de la validación cruzada mostraron que, todos los métodos de interpolación estimaron la precipitación espacial con buena exactitud y con una precisión semejante. De acuerdo con las distribuciones del error diario promedio (Figura 2), todos los predictores fueron insesgados. La dispersión de estas distribuciones reveló a la variante del krigeado OK1 como el método más exacto. Mostrando además, menor dispersión para los dos métodos OK que para los dos IDW. Según las distribuciones del error cuadrático medio (Figura 3), el método más preciso fue la variante del krigeado OK2. En concordancia con estas similitudes, la comparación de las precipitaciones espaciales diarias tampoco reveló diferencias de consideración entre los métodos (Figura 6.a). La correlación lineal para cada pareja de métodos fue casi perfecta (coeficientes de correlación superiores a 0.99 en todos los casos) (Figura 4). En consecuencia, las distribuciones de frecuencias de la precipitación espacial diaria fueron idénticas (Figura 5).

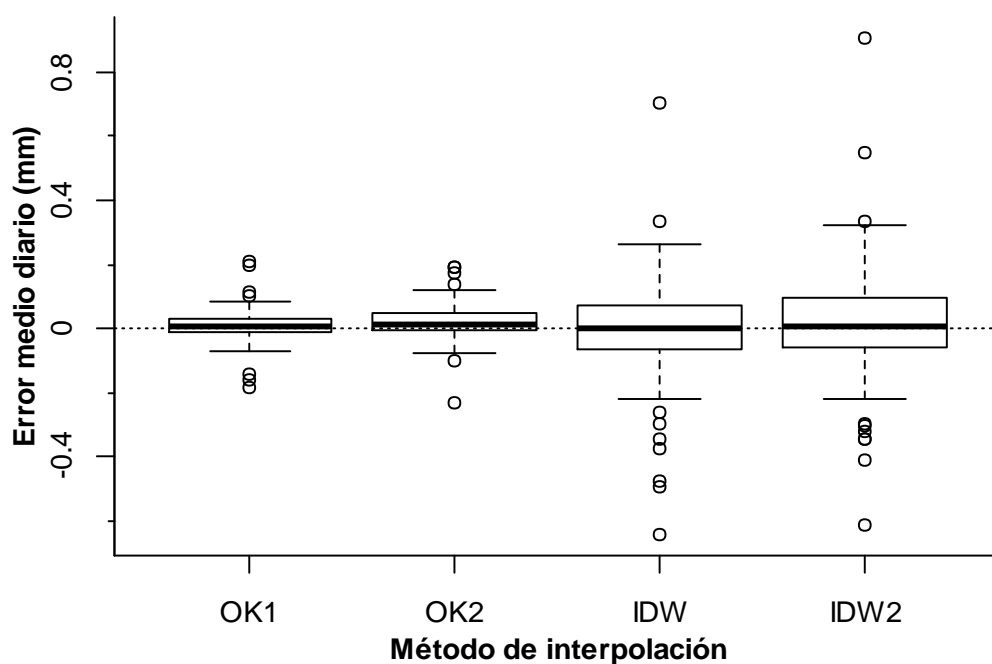


Figura 2. Distribución de los errores medios diarios entre los valores observados y los estimados en la validación cruzada.

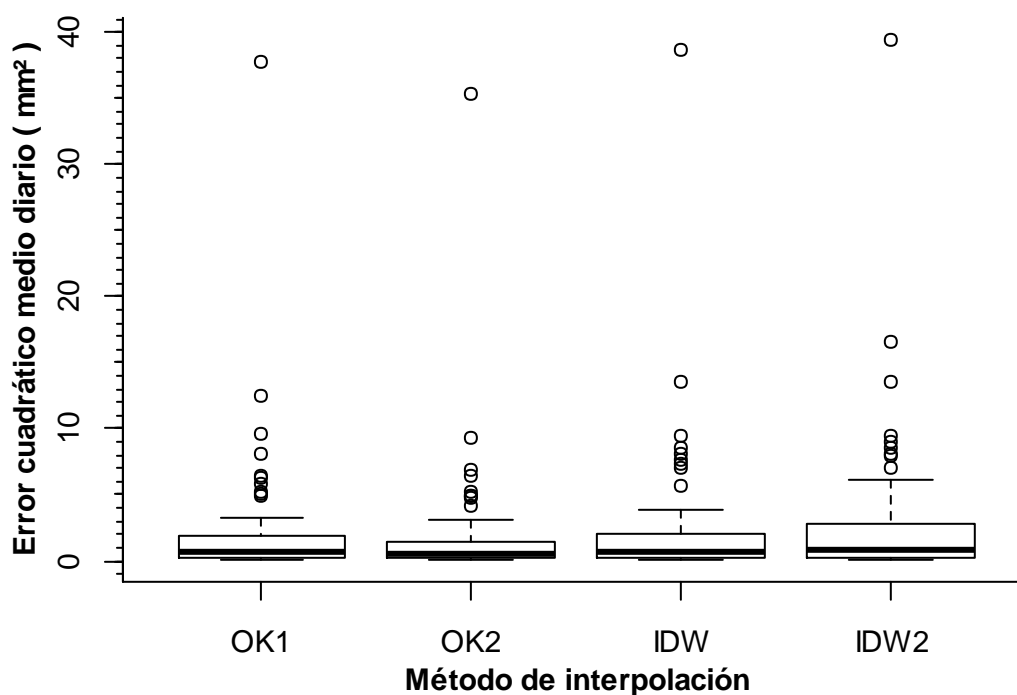


Figura 3. Distribución de los errores cuadráticos medios diarios entre los valores observados y los estimados en la validación cruzada.

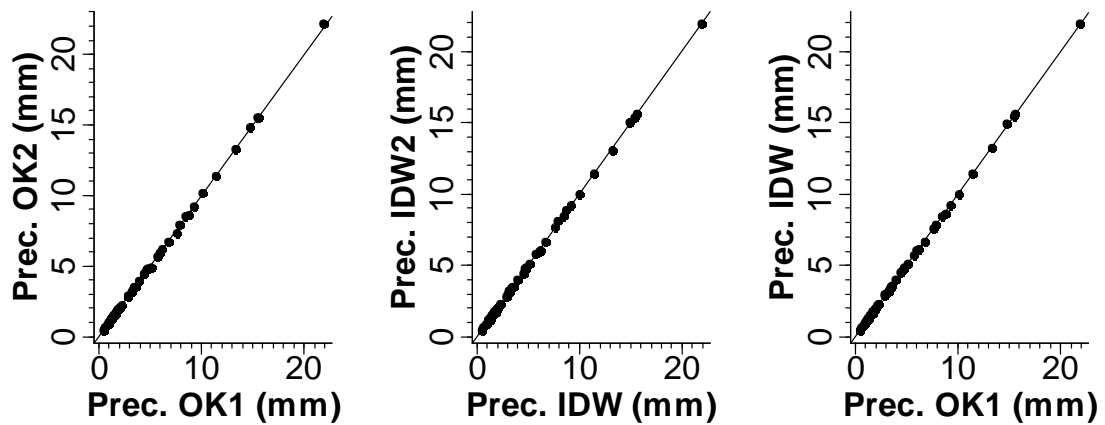


Figura 4. Dispersiones entre las precipitaciones espaciales diarias calculadas con distintos métodos.

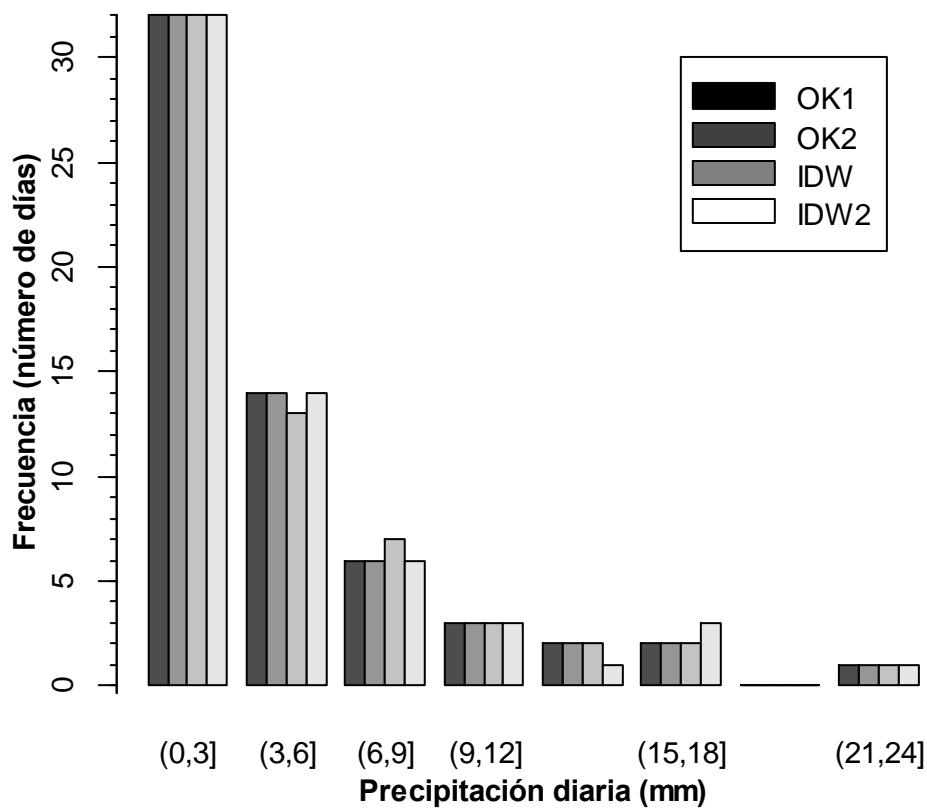
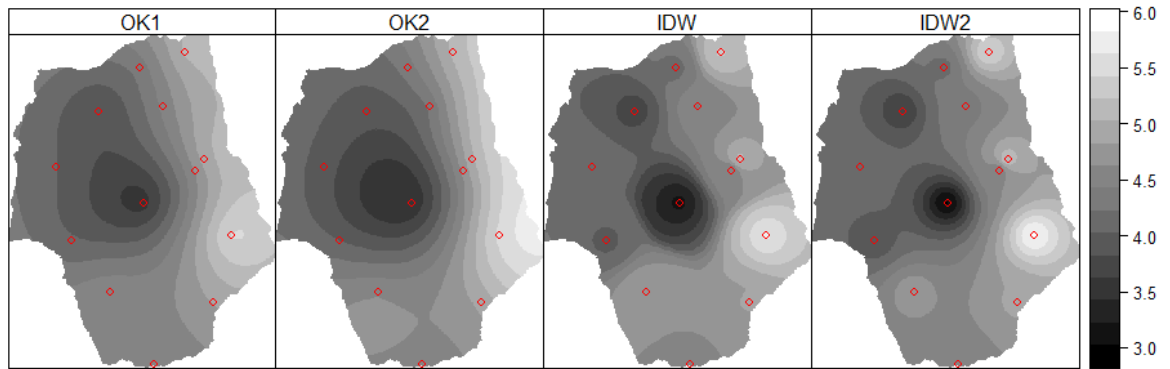


Figura 5. Distribución de frecuencias de la precipitación espacial diaria.

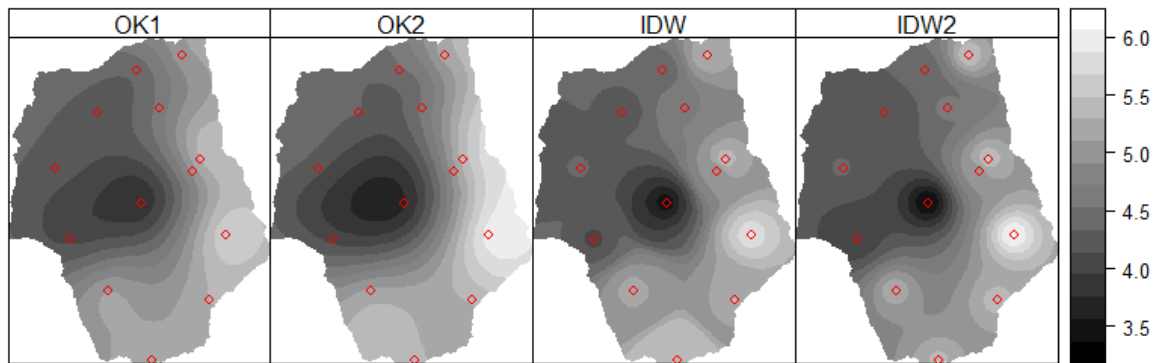
Aunque no se detectaron diferencias sustanciales en cuanto a precisión y exactitud entre las variantes OK1 y OK2, las diferencias con respecto a las varianzas del krigeado (MSDR) posicionaron al método OK1 como la mejor opción para el krigeado. Los mapas del promedio y desviación estándar de la varianza del krigeado diaria reflejaron los mismos patrones para ambas variantes (Figura 6.c y 6.d). En todos los casos, se encontraron valores mínimos alrededor de los puntos monitoreados y valores máximos en los lugares más alejados de los sensores (parte oeste de la microcuenca). Ya que la varianza del krigeado es una medida de la incertidumbre asociada a cada una de las predicciones (Tsintikidis et al., 2002), los patrones encontrados fueron los esperados. Sin embargo, se presentaron diferencias entre los valores máximos registrados con cada una de las variantes. Estas discrepancias fueron una consecuencia de que los parámetros óptimos para el krigeado OK2 se determinaron sin considerar el valor de la varianza del krigeado. Las distribuciones de los valores del MSDR mostraron que para el método OK2, en un considerable número de días la varianza teórica del error fue significativamente distinta de la varianza del error calculada (Figura 7).

Los mapas del promedio y de la desviación estándar de la precipitación diaria reflejaron, con ligeras diferencias, los mismos patrones y valores para todos los métodos. En todos estos mapas, tanto para las variantes del krigeado como para las del método IDW se presentaron valores mínimos en el centro de la microcuenca con incrementos en todas las direcciones y un mayor gradiente en la región este, donde fueron máximas (Figura 6.a y 6.b). La relación entre los valores máximos y mínimos (aproximadamente de 2 a 1) evidenció una variabilidad considerable al interior de la microcuenca. Adicionalmente, en todos los mapas referidos se registraron leves diferencias entre los gradientes. Estas estuvieron relacionadas a un comportamiento intrínseco e ineludible a la aplicación de IDW conocido como “ojo de buey” (Gotway et al. 1996). Además de este efecto, se encontraron diferencias en la precipitación diaria promedio y la desviación estándar mínimas. Estas fueron, ambas, 0.4 mm menores para las variantes del método IDW que las correspondientes a las variantes del krigeado.

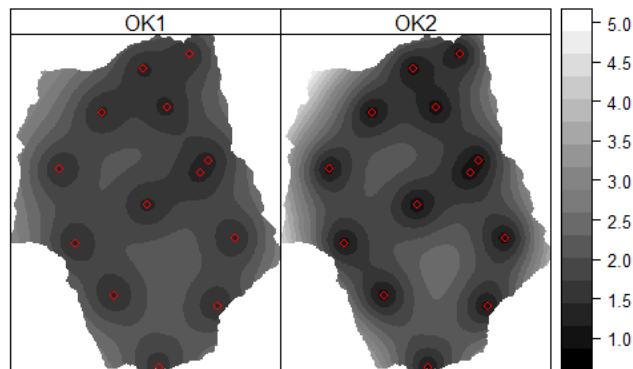
(a)



(b)



(c)



(d)

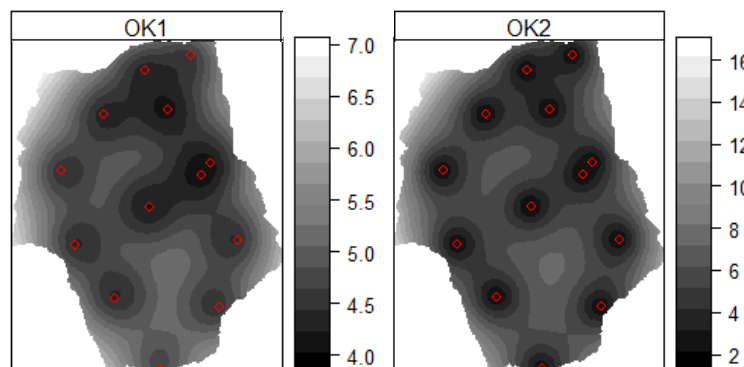


Figura 6. Mapas comparativos de los métodos. a) Promedio de la precipitación diaria; b) desviación estándar de la precipitación diaria; c) promedio de la varianza de krigado; d) desviación estándar de la varianza de krigado diaria. Los círculos en rojo muestran sitios de monitoreo.

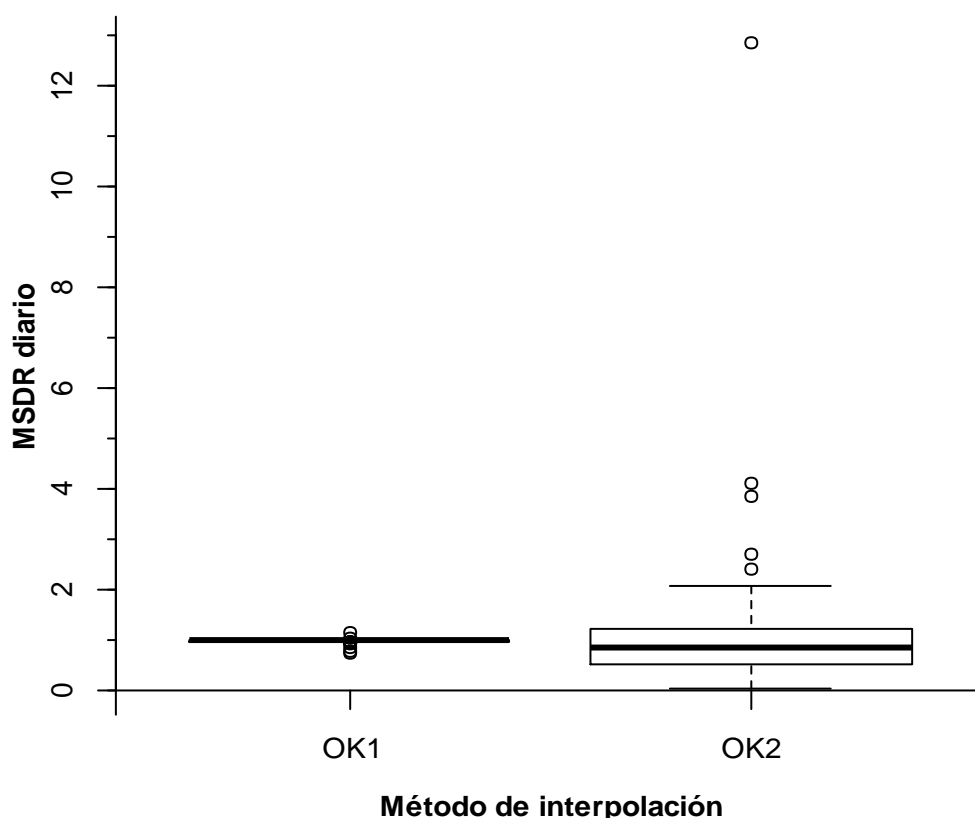


Figura 7. Valores diarios del MSDR para cada variante del krigeado.

Aunque los resultados descritos reflejan que la precipitación espacial fue calculada con buena exactitud para todos los días, se encontró que en algunos días, ningún método fue capaz de reflejar la variabilidad al interior de la microcuenca. Tanto para el krigeado como para el método IDW, se obtuvo una fracción considerable de días (alrededor de la cuarta parte) con un valor negativo del coeficiente de correlación entre los valores observados y estimados en la validación cruzada (Figura 9). No se encontraron asociaciones ni de estacionalidad ni de cantidad de precipitación. Por el contrario, estos días estuvieron distribuidos en todo el año y registraron cantidades de precipitación que no estuvieron limitadas a un determinado intervalo dentro del rango observado el resto de días (Tabla 6). Los semivariogramas experimentales correspondientes revelaron que en estos días la precipitación careció de correlación espacial. En la Figura A1 de Anexos se presentan los semivariogramas óptimos de todos estos días. El comportamiento (Figura 8.c y 8.d), consistió en valores erráticos que no mostraron una tendencia o que incluso parecieron disminuir con la distancia. Los modelos ajustados fueron unos con rango mínimo o nulo. Ya que el rango representa la distancia a partir de la cual no existe correlación espacial (Cressie, 1993), el algoritmo implementado modeló debidamente esta ausencia de correlación. Por lo tanto, se atribuyó el mal desempeño de los métodos a su incapacidad intrínseca para

abordar comportamientos de este tipo y no a carencias en los procesos de optimización de parámetros. En todo caso, el comportamiento errático hizo que la precipitación al interior de la microcuenca fuera subestimada y sobrestimada en proporciones semejantes que tendieron a anularse. Como resultado se obtuvieron valores exactos de la precipitación espacial total, aunque inexactos (subestimados o sobrestimados) en regiones al interior de la microcuenca. Prueba de ello fueron los valores mínimos del error medio diario (Figura 2), en contraste con la considerable dispersión del error absoluto diario promedio que se presenta en la Figura 10. Como se evidencia en esta figura, para todos los métodos el error absoluto diario promedio fue mayor a 1 mm en más de la cuarta parte de los días. Este valor representa más del 20% del promedio de la precipitación espacial diaria en los días estudiados (4.4 mm según la variante OK1 del krigado).

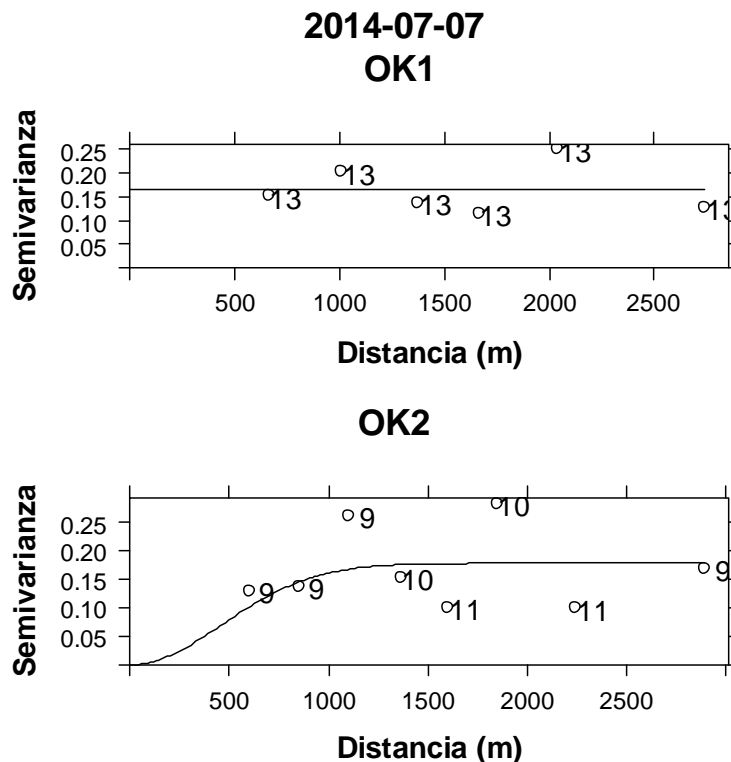


Figura 8. Semivariogramas óptimos (experimental y ajustado) para el día con máxima correlación negativa entre los valores observados y estimados en la validación cruzada. Los números al lado de cada punto representan la cantidad de pares de observaciones promediadas para estimarlo.

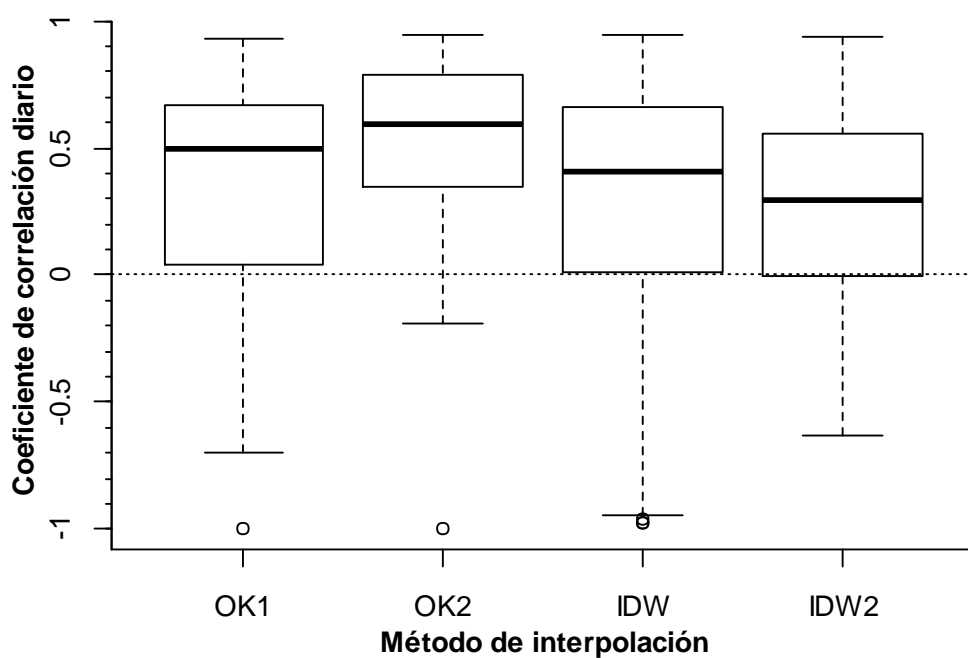


Figura 9. Coeficientes de correlación diarios entre los valores observados y los estimados en la validación cruzada.

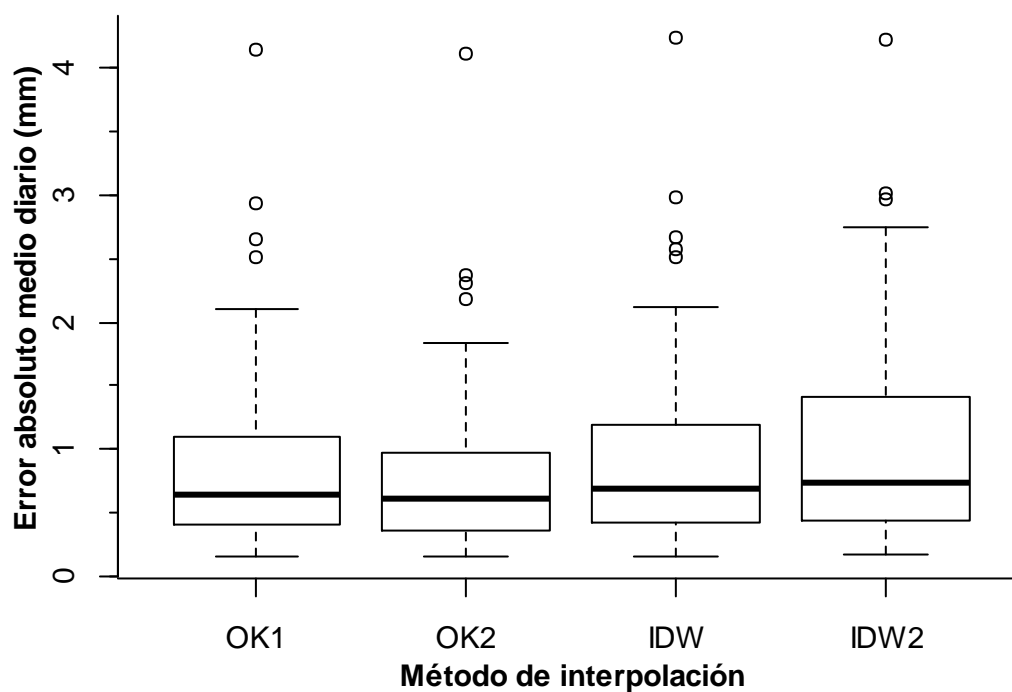


Figura 10. Errores absolutos medios diarios entre los valores observados y los estimados en la validación cruzada.

Día	Coefficiente de correlación	Precipitación espacial (mm)	Rango OK1 (mm)
15/06/2014	-0.63	10.07	412
02/07/2014	-0.29	2.25	1095
07/07/2014	-1.00	2.07	1858
09/07/2014	-0.48	1.33	1747
28/07/2014	-0.36	1.97	487
18/10/2014	-0.28	1.43	998
28/11/2014	-0.06	1.68	24761
01/12/2014	-0.38	0.43	28035
05/12/2014	-0.02	1.48	1268
29/03/2015	-0.14	5.95	477
03/04/2015	-0.03	15.47	12132
10/04/2015	-0.70	1.40	13562
12/04/2015	-0.23	3.44	488

Tabla 6. Características de los días con correlación negativa entre los valores observados y estimados en la validación cruzada.

Las particularidades de este estudio motivaron la ejecución de elaborados procesos de optimización. Las ventajas obtenidas en las predicciones no fueron equiparables al esfuerzo invertido. Sin embargo, fue posible determinar ciertas características de los parámetros óptimos. Para el método IDW se encontró que entre las potencias óptimas enteras, independientemente de la cantidad de precipitación, la más frecuente fue la potencia 2 (Figura 11.a y 11.b). Este valor coincide con el parámetro incorporado por defecto en software como Arcgis o Gstat. Por el contrario, para las dos variantes del krigado ninguno de los valores de prueba de los parámetros fue predominante. Las distribuciones de los días para cada parámetro en función de la cantidad de precipitación (como las figuras A2 y A3 de Anexos), mostraron que cada uno de los valores de prueba fue óptimo en un número semejante de días independientemente de la cantidad de precipitación (las combinaciones diarias de parámetros óptimos se detallan en las tablas A2 y A3 de Anexos). Por lo tanto, la aplicación krigado a través de las combinaciones de parámetros utilizadas por defecto pudo conducir a rendimientos incluso peores que con el método IDW.

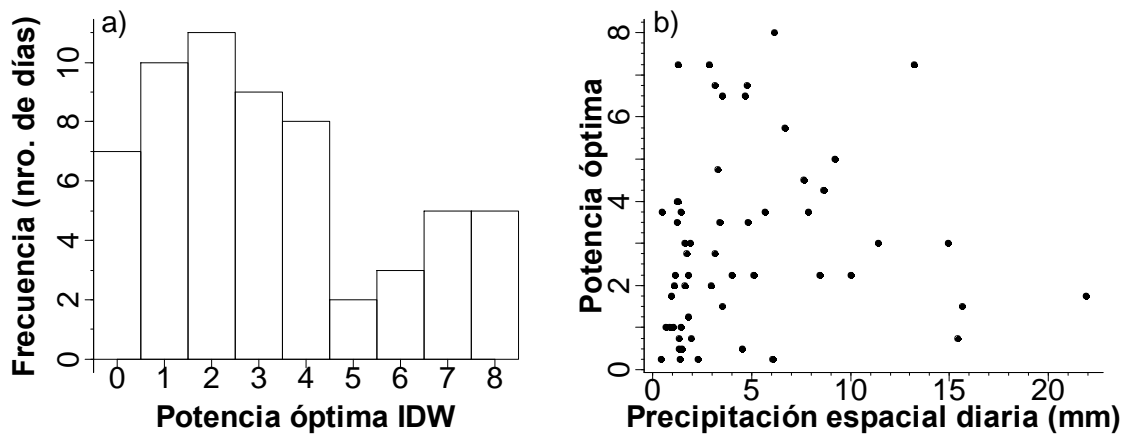


Figura 12. Características de las potencias óptimas diarias del método IDW. a) Distribución de frecuencias; b) Variación en función de la precipitación espacial diaria.

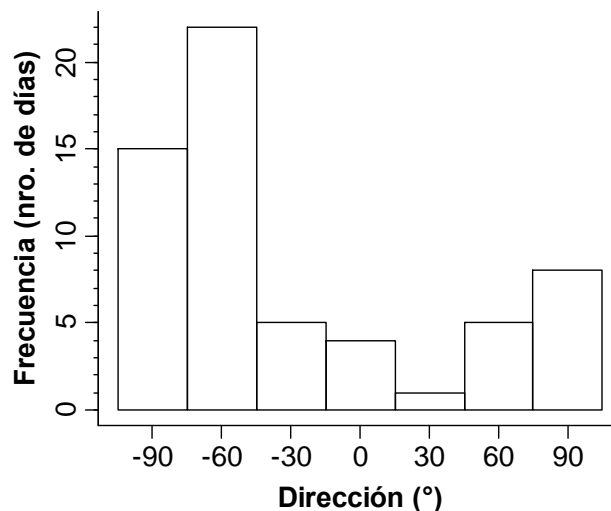


Figura 12 Distribución de las direcciones principales de anisotropía. La dirección representa el ángulo que fue necesario rotar el eje principal (positivo en el sentido de las manecillas del reloj) para alinearlos con la dirección horizontal (oeste-este).

A la luz de todos los resultados expuestos, para la interpolación de la precipitación diaria en esta microcuenca, se recomienda, entre las variantes consideradas, el uso del método IDW con potencia 2. Mediante su aplicación se obtuvieron, con mayor rapidez, resultados similares a los obtenidos con los métodos más sofisticados en cuanto a precisión, exactitud y capacidad para reflejar los patrones al interior de la microcuenca. En un estudio a mayor escala sobre regiones paramunas aledañas al sitio de esta investigación, Buytaert et al.(2006) encontraron también un desempeño similar entre el krigeado y un método determinista (polígonos de thiessen). A diferencia del presente estudio, en esa investigación se incorporaron los resultados de regresión múltiple con variables topográficas y se aplicó krigeado universal. La inclusión de estas

tendencias externas produjo notables mejoras y fue identificada como la principal fuente de incertidumbre en la interpolación y como la mayor debilidad del krigeado. En el presente estudio no se consideró la influencia de variables secundarias. Sin embargo, el efecto del viento fue abordado indirectamente en la modelación del semivariograma. Al aplicar las transformaciones relativas al tratamiento de anisotropías geométricas, la distribución de frecuencias de las direcciones principales fue similar a la distribución de la dirección del viento durante precipitación encontradas por Padrón y Céleri (2013) (en el mismo sitio de estudio pero para el periodo mayo 2011-abril 2012) (Figura 12).

3.2. Identificación del impacto de la reducción de la densidad de sensores en el cálculo de la precipitación espacial

Las distribuciones del error diario promedio mostraron que para toda densidad existe una fracción de combinaciones de sensores a partir de las cuales el promedio de precipitación espacial diaria fue estimado sin diferencias considerables respecto a la red completa (Figura 13). En términos de significación estadística, la aplicación del test de Mann Whitney (entre las precipitaciones espaciales calculadas con la red completa y con cada una de las redes dispersas), reveló que no existieron diferencias significativas en el 20% y 30% de la totalidad de redes dispersas para cada densidad (Tabla 5). Además, se encontró que a partir de densidades superiores a 9 sensores, las diferencias al calcular el promedio de la precipitación diaria son menores que la resolución de los pluviógrafos para prácticamente la totalidad de las posibles combinaciones de redes (Figura 13). En cuanto a los errores máximos, las distribuciones del sesgo diario promedio evidenciaron que el error cometido por las peores combinaciones de redes representó, en promedio, entre el 5% (para densidades superiores a 9) y el 40% (para redes de un sensor) de las precipitaciones diarias estimadas con la red completa (Figura A4 de Anexos). Además, la dispersión del error promedio creció exponencialmente al disminuir la densidad de la red.

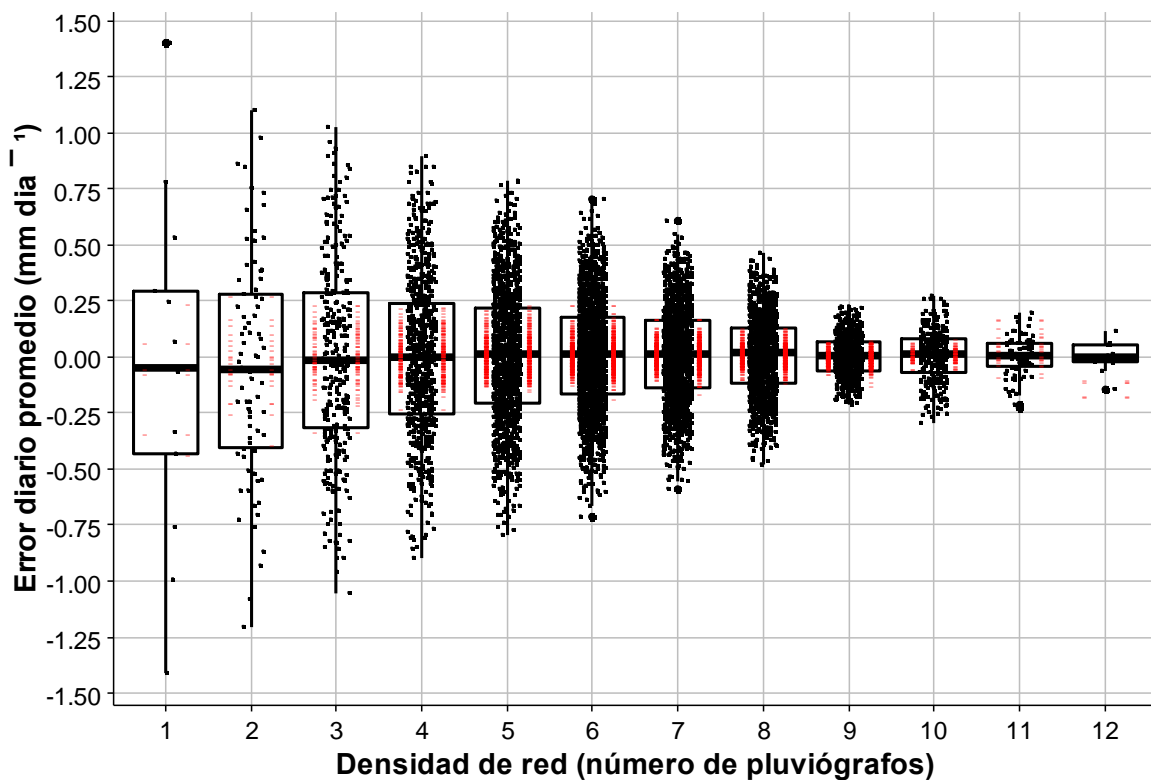


Figura 13. Distribuciones del error diario promedio en función de la densidad de las redes dispersas. El valor correspondiente a cada red dispersa se ha representado con un punto negro. Las columnas con trazos rojos señalan aquellas redes que no presentaron diferencias estadísticamente significativas con respecto a la red completa según el test de Mann Whitney. La columna de la izquierda con un nivel de significación del 10% y la columna de la derecha con un nivel del 5%.

Las distribuciones del error absoluto reflejaron un crecimiento exponencial de la precisión en las estimaciones de la precipitación espacial diaria cuando se incrementó la densidad de sensores (Figura 14). Este patrón coincide con lo encontrado por Hrachowitz y Weiler (2011) al estudiar una microcuenca de montaña densamente monitoreada. En contraste con los resultados de este estudio y en virtud de los bajos volúmenes de precipitación encontrados (Figura 5), para ninguna de las redes el promedio del error absoluto diario alcanzó los 2mm. Sin embargo, al considerar la relación con los volúmenes diarios (Figura A5 de Anexos), se encontró que cuando la densidad fue menor a 9 sensores, el sesgo absoluto promedio para las peores combinaciones de redes fue superior al 10% alcanzando hasta el 50% para las redes de un sensor. Además, todas las redes dispersas de 1 y 2 sensores tuvieron un sesgo superior al 10% y ninguna de las redes dispersas de 11 y 12 sensores alcanzó este umbral (10%).

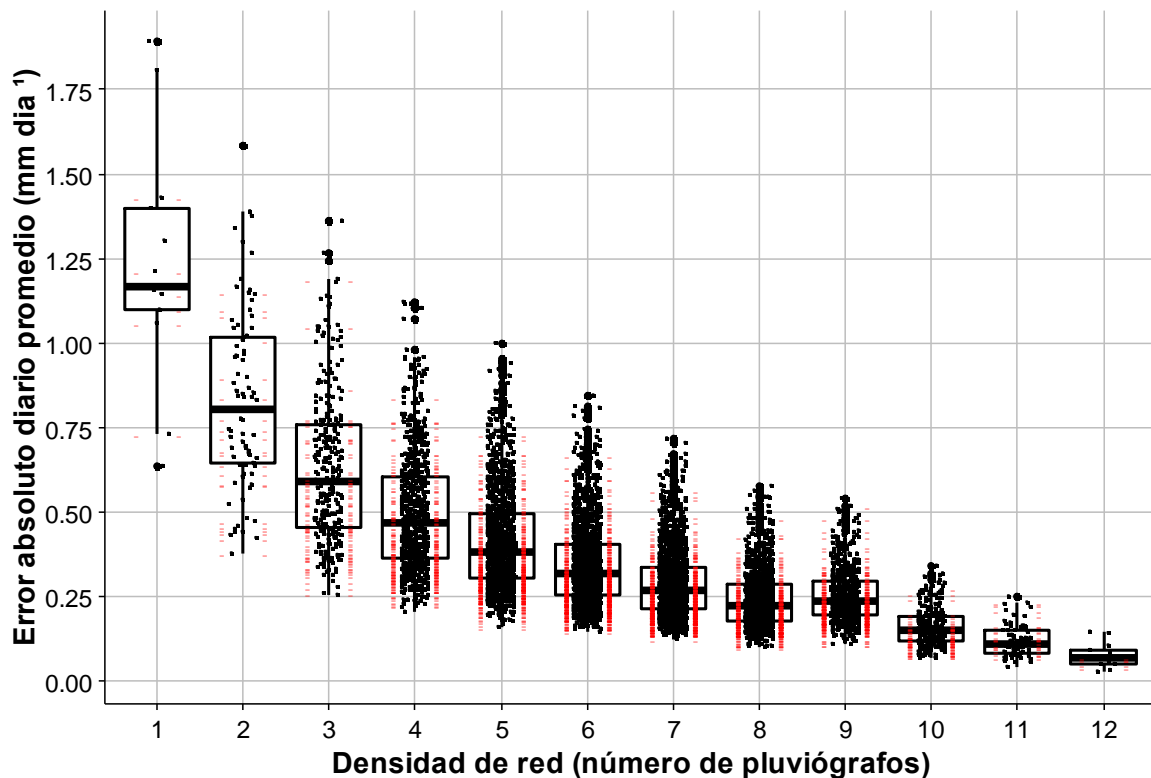


Figura 14. Distribuciones del error absoluto diario promedio en función de la densidad de las redes dispersas. El valor correspondiente a cada red dispersa se ha representado con un punto negro. Las columnas con trazos rojos señalan aquellas redes que no presentaron diferencias estadísticamente significativas con respecto a la red completa según el test de Mann Whitney. La columna de la izquierda con un nivel de significación del 10% y la columna de la derecha con un nivel del 5%.

El conjunto de mapas utilizados para comparar las redes de un sensor con la red completa revelaron diferencias considerables para todos los pluviógrafos seleccionados. Los mapas del error diario promedio (Figura 15) mostraron que para todos los sensores las subestimaciones o sobrestimaciones máximas de la precipitación diaria promedio fueron superiores a 1 mm y ocurrieron en las zonas donde se registraron los promedios de precipitación diaria extremos (Figura 6). Cuando se utilizaron los sensores 7 y 9 (ubicados en esas zonas), los errores de uno al estimar la precipitación en la zona del otro superaron los 2mm en promedio. Los sesgos extremos (positivos y negativos) superaron para todas las redes el 25% (Figura A6 de Anexos). Más aún, para los pluviógrafos 7 y 9, los sesgos máximos fueron mayores al 100% y 40%, respectivamente. En cuanto a la dispersión de las estimaciones, los mapas del error absoluto diario promedio (Figura 16) reflejaron en todos los casos una clara dependencia de la distancia a los sensores. En los lugares más distantes los errores absolutos promedio fueron mayores a 1.5 mm y cuando se utilizaron los pluviógrafos 7 y 9 superaron los 2mm. En términos del sesgo absoluto estos valores representaron en promedio más del 40% de las precipitaciones diarias y para el sensor 5 superaron el 110% (Figura A7 de Anexos).

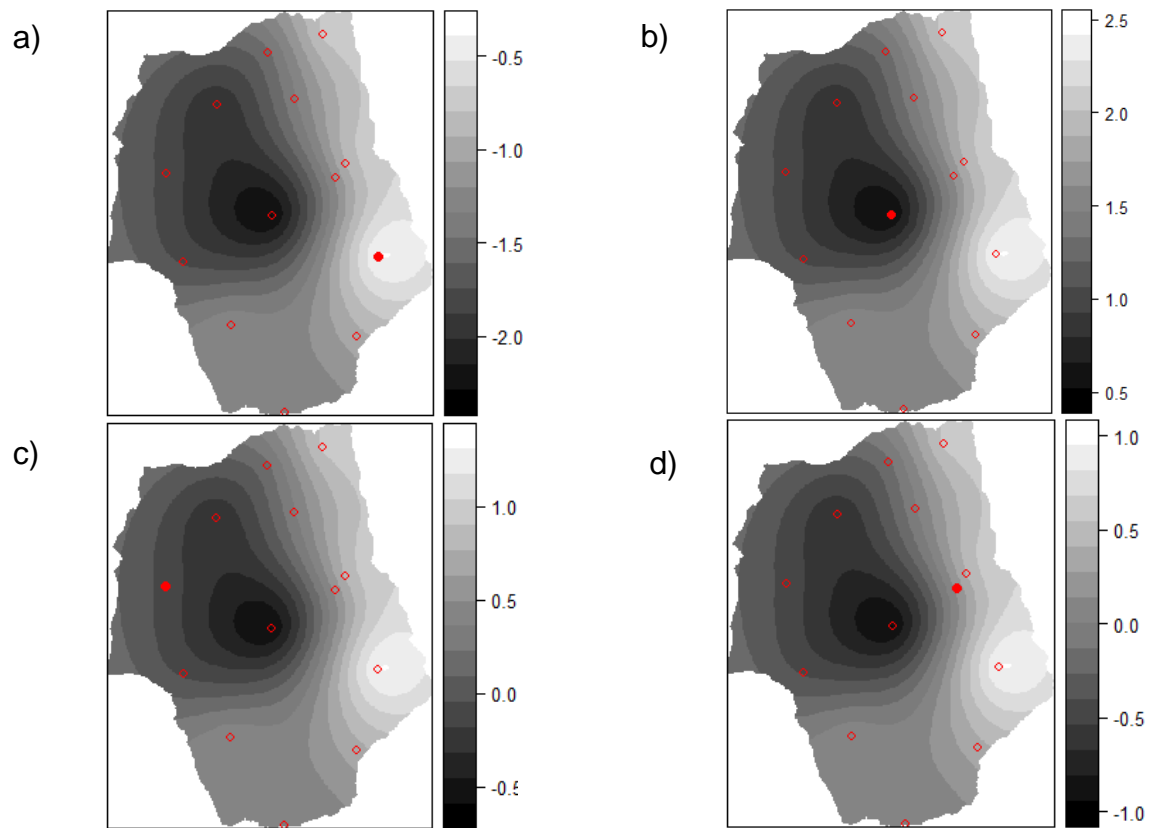


Figura 15. Mapas de errores diarios promedio entre las precipitaciones diarias estimadas con la red completa y las siguientes redes de un sensor (punto rojo relleno): a) pluviógrafo que produjo el mayor error absoluto al estimar la precipitación espacial; b) pluviógrafo de ubicación preferencial para el monitoreo con un sensor (centro de la microcuenca); c) pluviógrafo que produjo el menor error absoluto al estimar la precipitación espacial; d) pluviógrafo que produjo el menor error absoluto al estimar la precipitación espacial entre aquellos ubicados cerca de la única vía de acceso.

El presente estudio se integra a un conjunto de iniciativas que buscan cuantificar los servicios ambientales hidrológicos del páramo (Quintero, 2010). Ya que responde a la necesidad de cubrir un vacío en el conocimiento, no fue posible contrastar los resultados con otras investigaciones. Aunque las características estudiadas varían de una microcuenca a otra, los resultados descritos y en particular los rangos de incertidumbre calculados para cada densidad de sensores, pueden servir como referencia para la implementación de redes de monitoreo en función de las necesidades específicas.

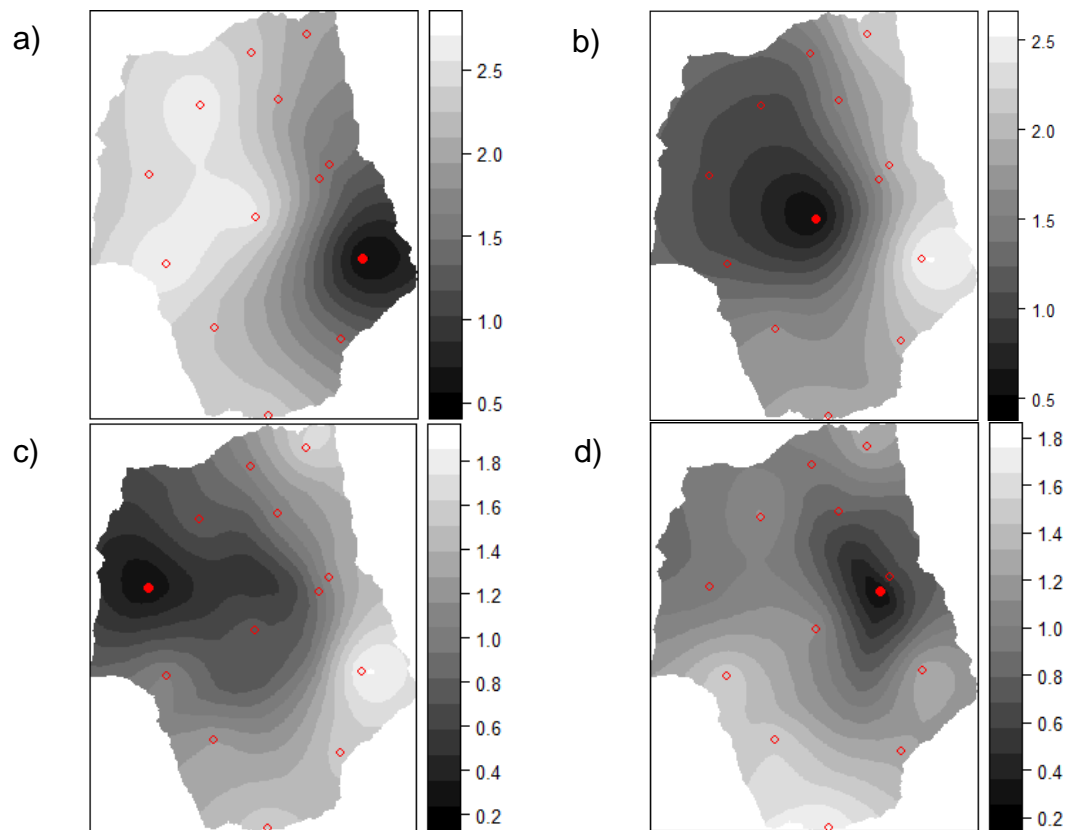


Figura 16. Mapas de errores absolutos diarios promedio entre las precipitaciones diarias estimadas con la red completa y las siguientes redes de un sensor (punto rojo relleno) : a) pluviógrafo que produjo el mayor error absoluto al estimar la precipitación espacial; b) pluviógrafo de ubicación preferencial para el monitoreo con un sensor (centro de la microcuenca); c) pluviógrafo que produjo el menor error absoluto al estimar la precipitación espacial; d) pluviógrafo que produjo el menor error absoluto al estimar la precipitación espacial entre aquellos ubicados cerca de la única vía de acceso.

3.3. Optimización del número de sensores de la red de monitoreo

El test de Mann Whitney evidenció que para cada densidad, entre el 20% y 30% de las redes no mostraron diferencias significativas con respecto la red principal (Sección 3.2). Además, las distribuciones del error medio diario reflejaron que para una fracción equivalente estos errores fueron despreciables (Figura 13). Por lo tanto, independientemente de la densidad de sensores, fue posible encontrar redes con errores promedios mínimos que no incluyeran a los sensores alejados de la única vía de acceso (2, 4, 5, 8, 10 o 12). De este subconjunto, en base al promedio del error absoluto diario se obtuvieron las redes óptimas que se presentan en la Tabla 5. Adicionalmente, se incluyeron las redes que tuvieron el menor promedio del error absoluto diario pero que fueron descartadas por incluir pluviógrafos de costoso monitoreo. Se encontró



que la exclusión de estos pluviógrafos no representó aumentos considerables ni del error diario ni de los sesgos.

La optimización de redes de monitoreo es un problema de importancia central en la gestión de recursos hídricos (Shaghaghian y Abedini, 2013). Su complejidad es tal, que existen numerosas investigaciones donde se lo aborda en forma autónoma. En este estudio, la optimización se concibió como un objetivo agregado. Aunque la metodología aplicada prescindió de la sofisticación de los métodos en vigencia, fue suficiente para alcanzar, a partir de los resultados concernientes al objetivo general de la tesis, el propósito esencial de la optimización, a saber: dada una magnitud específica de interés (precipitación espacial diaria), encontrar la red más económica que sea capaz de medirla con una exactitud específica (semejante a la de la red más densa).



Densidad de red Nro. de sensores	Nro. total de redes Todas las combinaciones posibles	Redes sin diferencias significativas ($p > 10\%$)		Redes óptimas							Valor p test Mann Whitney (%)
		Nro.	(%)	Pluviógrafos que se consideran (c) o se excluyen (e) para conformar la red óptima			Error diario medio (mm día ⁻¹)	Error absoluto diario medio (mm día ⁻¹)	Sesgo diario medio (%)	Sesgo absoluto diario medio (%)	
1	13	4	31	c	13		-0.07	0.74	3.4	20.1	75
				c	5		0.29	0.64	7.5	21.9	33
2	78	20	26	c	7	9	0.04	0.63	-2.8	18.5	70
				c	2	10	-0.06	0.36	-1.2	12.0	96
3	286	60	21	c	6	7	0.11	0.46	1.7	12.8	63
				c	2	10	-0.10	0.25	-0.4	7.4	28
4	715	151	21	c	3	6	0.14	0.35	3.1	9.1	22
				c	1	8	-0.08	0.23	-1.3	5.8	15
5	1287	287	22	c	1	3	0.02	0.40	-1.1	11.0	48
				c	2	5	-0.05	0.16	0.8	4.8	99
6	1716	380	22	c	1	3	0.07	0.36	1.3	10.2	62
				c	2	4	-0.03	0.14	-1.2	4.4	15
7	1716	398	23	e	2	3	-0.01	0.13	-0.2	3.6	59
8	1287	293	23	e	1	3	-0.01	0.10	-0.7	2.6	45
9	715	246	34	e	1	4	0.00	0.11	-1.0	3.2	61
10	286	60	21	e	1	12	0.04	0.08	0.2	1.8	26
11	78	17	22	e	3	13	-0.01	0.07	-0.6	1.7	75
12	13	4	31	e	13		0.00	0.04	-0.7	1.2	13

Tabla 7. Resultados de la optimización. En las densidades para las que aparecen 2 redes, la segunda es aquella con las menores diferencias pero que fue descartada en el proceso de optimización por incorporar pluviógrafos con alto costo de monitoreo.

3. Conclusiones

A fin de cubrir un vacío en el conocimiento de los ecosistemas de páramo, con implicaciones directas en la gestión de recursos hídricos de la región andina, en el presente estudio se cuantificó de la incertidumbre en la estimación de la precipitación en una microcuenca de páramo densamente monitoreada. Para ello, comparando el rendimiento de dos métodos de interpolación con enfoques y complejidad distintos (IDW y krigeado ordinario), se obtuvieron las mejores estimaciones diarias para la red completa y se analizaron las diferencias con respecto a todas las posibles estimaciones resultantes de excluir sensores.

Gracias al intenso monitoreo realizado se pudo evidenciar que incluso a escala de microcuenca, la variabilidad de la precipitación en el páramo es considerable y en muchos casos inabordable a través de métodos convencionales, como los utilizados en este estudio. Al comparar el krigeado ordinario con el método IDW se encontró que, a pesar de los exhaustivos procesos de optimización de parámetros, en alrededor del 25% de los días, todos fueron ineficaces para reflejar la variabilidad al interior de la microcuenca. Tanto para las variantes del krigeado como para las del método IDW, el error absoluto promedio en todos estos días superó 1mm (equivalente al 20% del promedio de la precipitación espacial de todos los días estudiados). Sin embargo, la precipitación al interior de la microcuenca fue subestimada y sobrestimada en proporciones semejantes que tendieron a anularse y resultaron en errores promedios diarios despreciables. Descartando relaciones con la cantidad de precipitación o con la estacionalidad, se identificó como causa del mal desempeño a la imposibilidad de detectar correlación espacial entre las observaciones.

Para los días restantes (aquellos con correlación espacial), todos los métodos tuvieron un buen desempeño. La variante OK1 fue la más exacta y la variante OK2 la más precisa. Sin embargo, las ventajas obtenidas fueron mínimas en comparación a las desventajas relativas al esfuerzo requerido para su implementación. Por ello, teniendo en cuenta criterios de exactitud y precisión vs esfuerzo de implementación, se identificó que el mejor método fue el IDW con potencia 2.

Las comparaciones exhaustivas entre redes de toda densidad reflejaron patrones de consideración para el monitoreo del páramo. A fin de brindar un marco de referencia para la estimación de la incertidumbre, los resultados se resumieron en gráficas de distribuciones de errores en función de densidad (Figuras 13 y 14). Para toda densidad de sensores se encontró una fracción de combinaciones a partir de las cuales el promedio de precipitación espacial diaria fue estimado sin sesgo con respecto a la red completa (entre el 20% y 30% del total de combinaciones de cada densidad). Sin embargo, la

incertidumbre relativa a estas estimaciones mostró un crecimiento exponencial a medida que se disminuyó el número de sensores. Mientras que todas las redes dispersas de 1 y 2 sensores tuvieron un sesgo absoluto promedio superior al 10%, ninguna de las redes dispersas de 11 y 12 sensores alcanzó este umbral (10%). Para las peores combinaciones de redes, cuando la densidad fue menor a 9 sensores, el sesgo absoluto promedio fue superior al 10% alcanzando hasta el 50% para las redes de un sensor.

Todas las instancias del estudio revelaron que la incertidumbre al estimar la precipitación en regiones al interior de la microcuenca puede ser crítica para fines ulteriores. Esta salvedad fue especialmente cierta cuando se consideraron escenarios habituales en la práctica como las redes de un sensor situado en el centro de la microcuenca o próximo a las vía de acceso. Para todas las redes de un sensor se encontraron zonas donde el promedio del error absoluto diario superó el valor de 1.5 mm (correspondiente a un promedio del sesgo absoluto diario del 40%). En el peor caso este promedio fue mayor a 2.5 mm (correspondiente a un promedio del sesgo absoluto diario del 110%). El desarrollo de análisis sobre días donde los errores superen estos promedios (como los de eventos extremos) podría llevar a conclusiones erróneas.

El conjunto de los resultados encontrados en el presente estudio reflejan que el análisis de la incertidumbre asociada a la estimación de la precipitación es imprescindible para una gestión integral de los ecosistemas de páramo.

Limitaciones y recomendaciones

Utilizando registros instantáneos de un año (abril de 2015 y abril de 2015), el estudio se limitó a una muestra de 60 días sin vacíos en ningún sensor y con al menos un registro de precipitación en todos los sensores. En muchos de los días excluidos hubo registros de precipitación en parte de los sensores. Además, para las interpolaciones se escogieron métodos ineficientes para un alto número de días. Para superar estas limitaciones y alcanzar una cuantificación más completa de la incertidumbre en la estimación de la precipitación se recomienda:

- Validar los resultados para un periodo más extenso de registros. A fin de lograr resultados satisfactorios para aquellos días en los cuales el krigeado ordinario y el método IDW fueron ineficientes, incorporar variables secundarias en los métodos de interpolación.

- Analizar el efecto de la desagregación de sensores de la red principal en la modelación hidrológica seleccionando las redes dispersas que, de acuerdo a las características encontradas en los análisis exhaustivos de este estudio, pudieran tener un interés específico.



-Cuantificar la incertidumbre en la estimación de la precipitación espacial para aquellos días en los que una parte de los sensores no registró precipitación. A diferencia de otras cuencas, el análisis de estos días con poca precipitación detenta un valor significativo en el páramo. En un estudio realizado sobre la misma microcuenca, Padrón et al. (2015) encontraron que el 80% del tiempo la precipitación ocurrió en forma de llovizna y esta representó el 30% de la precipitación anual total. Además, la cuantificación de la variabilidad espacial a partir de registros pluviográficas supone dificultades particulares. En el mismo estudio se encontró que en alrededor del 15% de los días la magnitud de la precipitación diaria fue menor a la resolución de los pluviógrafos.



Referencias

- Adhikary, Sajal Kumar, Nitin Muttli, and Abdullah Gokhan Yilmaz. 2016. "Genetic Programming-Based Ordinary Kriging for Spatial Interpolation of Rainfall." 21(2):1–14.
- Anderson, T. W. and D. A. Darling. 1954. "A Test of Goodness of Fit." *Journal of the American Statistical Association* 49(268):765–69. Retrieved (<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01621459.1954.10501232>).
- van de Beek, C. Z., H. Leijnse, P. J. J. F. Torfs, and R. Uijlenhoet. 2012. "Seasonal Semi-Variance of Dutch Rainfall at Hourly to Daily Scales." *Advances in Water Resources* 45:76–85. Retrieved (<http://dx.doi.org/10.1016/j.advwatres.2012.03.023>).
- Beniston, Martin and Markus Stoffel. 2014. "Assessing the Impacts of Climatic Change on Mountain Water Resources." *Science of the Total Environment* 493:1129–37. Retrieved (<http://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2013.11.122>).
- Beven, Keith J. 2011. *Rainfall-Runoff Modelling: The Primer*. John Wiley & Sons.
- Box, G. E. P. and D. R. Cox. 1964. "An Analysis of Transformations." *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)* 26(2):211–52. Retrieved (<http://www.jstor.org/stable/2984418>).
- Buytaert, Wouter, Rolando Celleri, Patrick Willems, Bert De Bièvre, and Guido Wyseure. 2006. "Spatial and Temporal Rainfall Variability in Mountainous Areas: A Case Study from the South Ecuadorian Andes." *Journal of Hydrology* 329(3–4):413–21.
- Céleri, Rolando and Jan Feyen. 2009. "The Hydrology of Tropical Andean Ecosystems: Importance, Knowledge Status, and Perspectives." *Mountain Research and Development* 29(4):350–55.
- Chang, C. L., S. L. Lo, and S. L. Yu. 2005. "Applying Fuzzy Theory and Genetic Algorithm to Interpolate Precipitation." *Journal of Hydrology* 314(1–4):92–104.
- Chorti, Arsenia and Dionissios T. Hristopulos. 2008. "Nonparametric Identification of Anisotropic (Elliptic) Correlations in Spatially Distributed Data Sets." *IEEE Transactions on Signal Processing* 56(10 I):4738–51.
- Cressie, Noel. 1993. "Statistics for Spatial Data: Wiley Series in Probability and Statistics." *Wiley-Interscience, New York* 15:105–209.
- Dirks, K. N., J. E. Hay, C. D. Stow, and D. Harris. 1998. "High-Resolution Studies of Rainfall on Norfolk Island: Part II: Interpolation of Rainfall Data." *Journal of Hydrology* 208(3):187–93.
- Giraldo, Ramón. 2002. "Introducción a La Geoestadística: Teoría Y Aplicación." *Bogotá: Universidad Nacional de Colombia*.



- González, Javier, Julián Lajara, and Sarai Díaz. 2015. "Errors Analysis in Extreme Rainfall Recording due to Tipping Bucket Rain Gauge Performance." 3–5.
- Gotway, Carol A., Richard B. Ferguson, Gary W. Hergert, and Todd A. Peterson. 1996. "Comparison of Kriging and Inverse-Distance Methods for Mapping Soil Parameters." *Soil Science Society of America Journal* 60(4):1237–47.
- Grimes, David I. F. and Eulogio Pardo-Igúzquiza. 2010. "Geostatistical Analysis of Rainfall." *Geographical Analysis* 42(2):136–60.
- Guan, Yongtao, Michael Sherman, and James a Calvin. 2004. "A Nonparametric Test for Spatial Isotropy Using Subsampling." *Journal of the American Statistical Association* 99(467):810–21.
- Hawkins, Douglas M. and Noel Cressie. 1984. "Robust Kriging—a Proposal." *Journal of the International Association for Mathematical Geology* 16(1):3–18.
- Hollander, Myles, Douglas A. Wolfe, and Eric Chicken. 2013. *Nonparametric Statistical Methods*. John Wiley & Sons.
- Hrachowitz, M. and M. Weiler. 2011a. "Uncertainty of Precipitation Estimates Caused by Sparse Gauging Networks in a Small, Mountainous Watershed." *Journal of Hydrologic Engineering* 16(5):460–71.
- Hrachowitz, M. and M. Weiler. 2011b. "Uncertainty of Precipitation Estimates Caused by Sparse Gauging Networks in a Small, Mountainous Watershed." *Journal of Hydrologic Engineering* 16(5):460–71.
- Journel, Andre G. and Ch J. Huijbregts. 1978. *Mining Geostatistics*. Academic press.
- Killeen, Timothy J., Michael Douglas, Trisha Consiglio, Peter M. Jørgensen, and John Mejia. 2007. "Dry Spots and Wet Spots in the Andean Hotspot." *Journal of Biogeography* 34(8):1357–73.
- Li, Jin and Andrew D. Heap. 2011. "A Review of Comparative Studies of Spatial Interpolation Methods in Environmental Sciences: Performance and Impact Factors." *Ecological Informatics* 6(3–4):228–41. Retrieved (<http://dx.doi.org/10.1016/j.ecoinf.2010.12.003>).
- Li, Yan, Julian Thompson, and Hengpeng Li. 2016. "Impacts of Spatial Climatic Representation on Hydrological Model Calibration and Prediction Uncertainty: A Mountainous Catchment of Three Gorges Reservoir Region, China." *Water* 8(3):73. Retrieved (<http://www.mdpi.com/2073-4441/8/3/73>).
- Lu, Nelson and Dale L. Zimmerman. 2005. "Testing for Directional Symmetry in Spatial Dependence Using the Periodogram." *Journal of Statistical Planning and Inference* 129(1–2 SPEC. ISS.):369–85.



- Maity, Arnab and Michael Sherman. 2012. "Testing for Spatial Isotropy under General Designs." *Journal of Statistical Planning and Inference* 142(5):1081–91. Retrieved (<http://dx.doi.org/10.1016/j.jspi.2011.11.013>).
- Matheron, G. and M. Alfaro. 1970. "La Teoría de Las Variables Regionalizadas Y Sus Aplicaciones." *Centro de Geoestadística de la Escuela* Retrieved (<http://www.marcoalfaro.cl/archivos/MatheronFasciculo5.pdf>).
- Matheron, Georges. 1962. *Traité de Géostatistique Appliquée. 1 (1962)*. Editions Technip.
- Naciones Unidas. 2015. "Objetivos de Desarrollo Del Milenio." *Naciones Unidas* 64.
- Oliver, M. A. and R. Webster. 2014. "A Tutorial Guide to Geostatistics: Computing and Modelling Variograms and Kriging." *Catena* 113:56–69. Retrieved (<http://dx.doi.org/10.1016/j.catena.2013.09.006>).
- Padrón, Flasher and Rolando Céleri. 2013. "Análisis de La Estructura de La Lluvia de Páramo." Universidad de Cuenca.
- Padrón, Ryan S., Bradford P. Wilcox, Patricio Crespo, and Rolando Céleri. 2015. "Rainfall in the Andean Páramo: New Insights from High-Resolution Monitoring in Southern Ecuador." *Journal of Hydrometeorology* 16(3):985–96.
- Paimazumder, Debasish and Nicole Mölders. 2009. "Theoretical Assessment of Uncertainty in Regional Averages due to Network Density and Design." *Journal of Applied Meteorology and Climatology* 48(8):1643–66.
- Pebesma, Edzer, Benedikt Graeler, and Maintainer Edzer Pebesma. 2016. "Package 'gstat.'"
- Pebesma, Edzer, Jon Skoien, and Maintainer Edzer J. Pebesma. 2013. "Package 'intamap.'"
- PROCURADURÍA DELEGADA PARA ASUNTOS AMBIENTALES. 2008. *Panorama Y Perspectivas Sobre La Gestión Ambiental de Los Ecosistemas de Páramo*.
- Quintero, Marcela. 2010. *Servicios Ambientales Hidrológicos En La Región Andina: Estado Del Conocimiento, La Acción Y La Política Para Asegurar Su Provisión Mediante Esquemas de Pago Por Servicios Ambientales*. IEP; CONDESAN.
- Roger, S., R. S. Bivand, and E. J. Pebesma. 2013. "Applied Spatial Data Analysis with R."
- Roth, Chris. 1998. "Is Lognormal Kriging Suitable for Local Estimation?" *Mathematical Geology* 30(8):999–1009. Retrieved (<http://dx.doi.org/10.1023/A:1021733609645>).



- Sánchez, X. and D. Fernández. 2007. "GESTIÓN DE LOS RECURSOS HÍDRICOS: LOS MODELOS HIDROGEOLÓGICOS COMO HERRAMIENTA AUXILIAR." 250–56.
- Shaghaghian, M. R. and M. J. Abedini. 2013. "Rain Gauge Network Design Using Coupled Geostatistical and Multivariate Techniques." *Scientia Iranica* 20(2):259–69. Retrieved (<http://dx.doi.org/10.1016/j.scient.2012.11.014>).
- Tsintikidis, D., K. R. Georgakakos, J. A. Sperflage, D. E. Smith, and T. M. Carpenter. 2002. "Precipitation Uncertainty and Raingauge Network Design within Folsom Lake Watershed." *Journal of Hydrologic Engineering* 7(2):175–84. Retrieved (<Go to ISI>:/WOS:000173997700009).
- Viviroli, Daniel, Hans H. D??rr, Bruno Messerli, Michel Meybeck, and Rolf Weingartner. 2007. "Mountains of the World, Water Towers for Humanity: Typology, Mapping, and Global Significance." *Water Resources Research* 43(7):1–13.
- Vuille, Mathias, Raymond S. Bradley, and Frank Keimig. 2000. "Interannual Climate Variability in the Central Andes and Its Relation to Tropical Pacific and Atlantic Forcing." *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 105(D10):12447–60.
- Webster, Richard and Margaret A. Oliver. 2007. *Geostatistics for Environmental Scientists*. John Wiley & Sons.
- WMO. 2008. *Part I. Measurement of Meteorological Variables*.
- Zimmerman, Dale L. 1993. "Another Look at Anisotropy in Geostatistics." *Mathematical Geology* 25(4):453–70.



Anexos

Día	Valores p		Día	Valores p		Día	Valores p	
	Originales	Transformadas		Originales	Transformadas		Originales	Transformadas
2014/06/14	0.583	0.855	2014/10/10	0.056	0.302	2014/12/07	0.307	0.491
2014/06/15	0.880	0.821	2014/10/11	0.306	0.549	2014/12/08	0.352	0.041
2014/06/16	0.215	0.626	2014/10/12	0.703	0.645	2014/12/12	0.013	0.062
2014/06/17	0.165	0.153	2014/10/13	0.145	0.179	2014/12/13	0.072	0.522
2014/06/18	0.984	0.894	2014/10/14	0.093	0.201	2015/02/14	0.204	0.822
2014/06/27	0.010	0.028	2014/10/15	0.680	0.870	2015/02/15	0.081	0.296
2014/06/28	0.941	0.873	2014/10/16	0.663	0.608	2015/02/16	0.042	0.417
2014/07/01	0.823	0.939	2014/10/17	0.860	0.758	2015/03/27	0.144	0.335
2014/07/02	0.982	0.982	2014/10/18	0.975	0.870	2015/03/28	0.876	0.903
2014/07/04	0.616	0.893	2014/10/22	0.002	0.013	2015/03/29	0.260	0.109
2014/07/06	0.245	0.566	2014/10/23	0.201	0.931	2015/03/30	0.778	0.603
2014/07/07	0.615	0.460	2014/10/24	0.409	0.954	2015/03/31	0.513	0.745
2014/07/08	0.669	0.477	2014/10/25	0.002	0.023	2015/04/01	0.752	0.945
2014/07/09	0.100	0.265	2014/10/26	0.532	0.462	2015/04/03	0.248	0.000
2014/07/18	0.187	0.881	2014/10/28	0.381	0.731	2015/04/10	0.099	0.244
2014/07/20	0.197	0.440	2014/11/28	0.000	0.023	2015/04/11	0.970	0.996
2014/07/21	0.342	0.470	2014/12/01	0.035	0.066	2015/04/12	0.046	0.404
2014/07/26	0.087	0.274	2014/12/02	0.056	0.383	2015/04/13	0.757	0.521
2014/07/27	0.539	0.246	2014/12/05	0.400	0.688	2015/04/14	0.039	0.190
2014/07/28	0.732	0.863	2014/12/06	0.289	0.784	2015/04/15	0.797	0.536

Tabla A1. Valores p correspondientes al test de normalidad de Anderson-Darling aplicado a las series diarias de precipitación observadas (originales) y transformadas logarítmicamente.

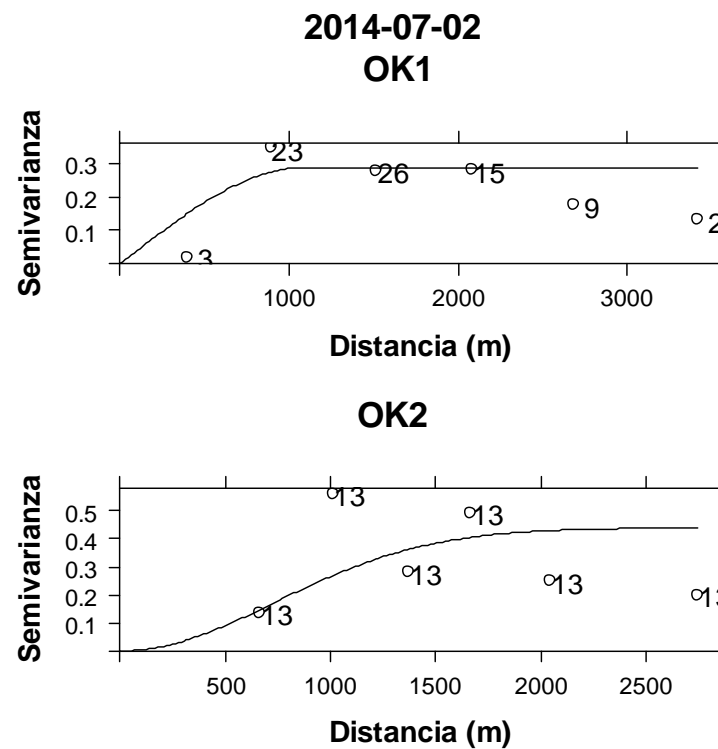
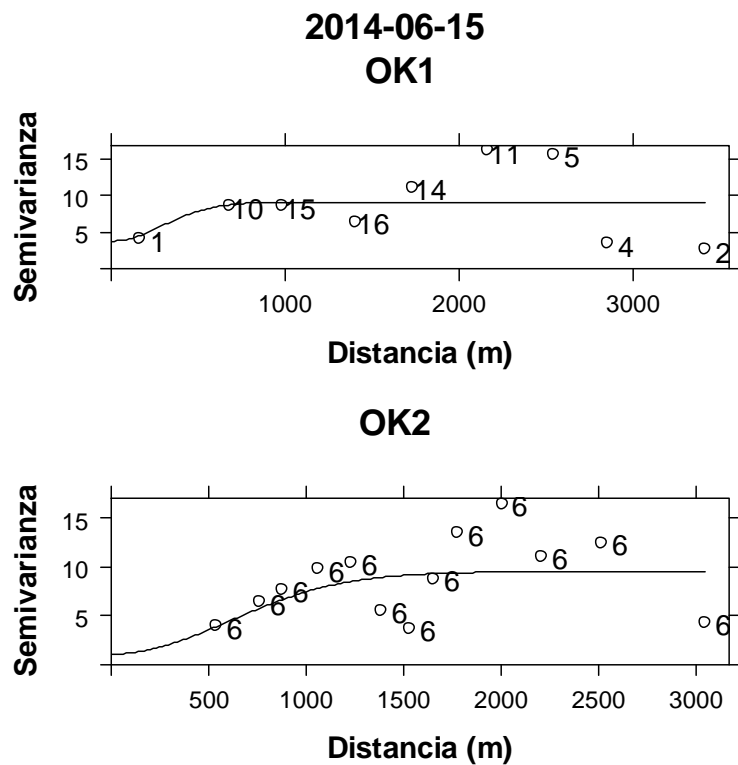


Figura A1. Semivariogramas óptimos (experimental y ajustado) para cada uno de los días con correlación negativa entre los valores observados y estimados en la validación cruzada. Los números al lado de cada punto representan la cantidad de pares de observaciones promediadas para estimarlo.

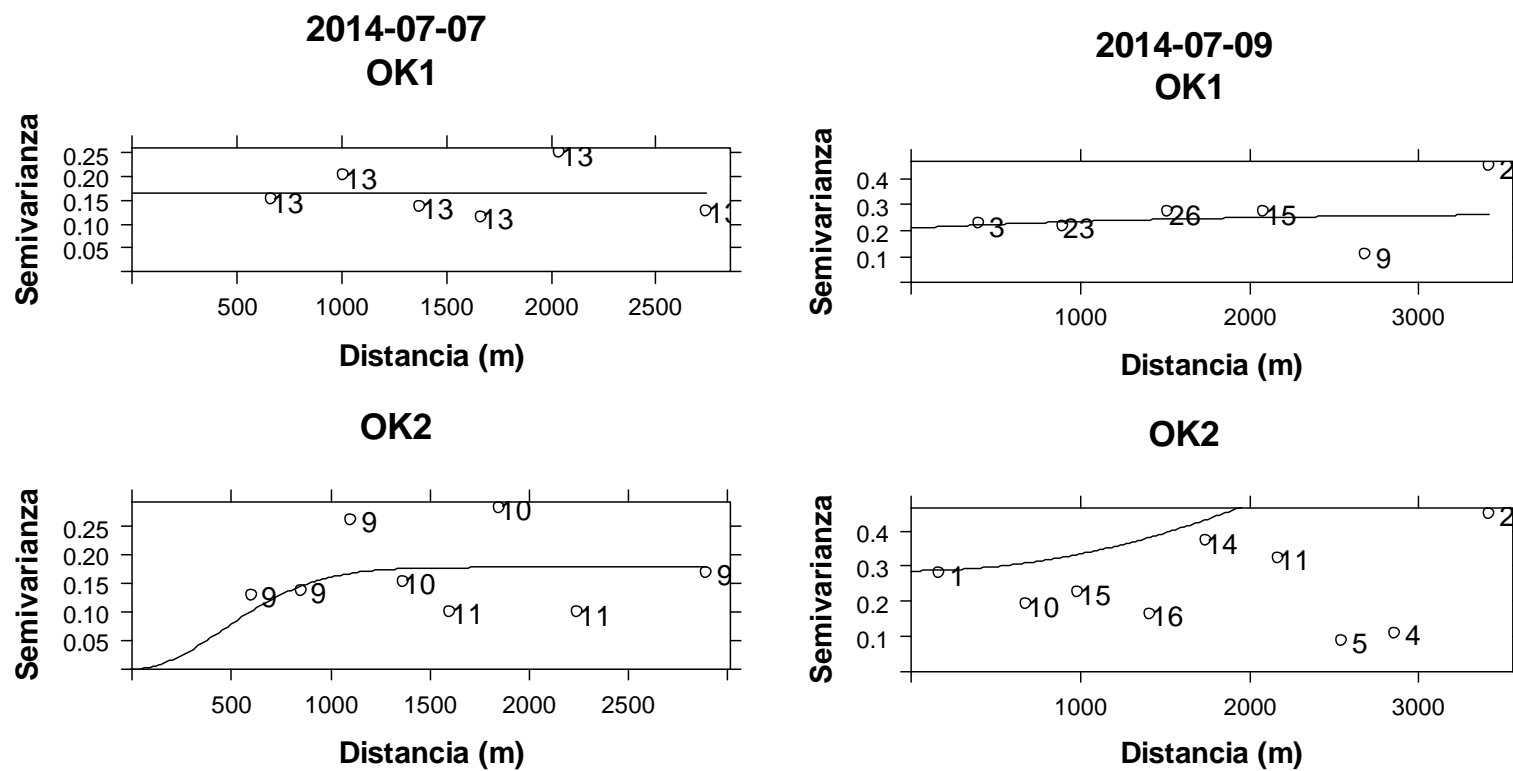


Figura A1. (continuación)

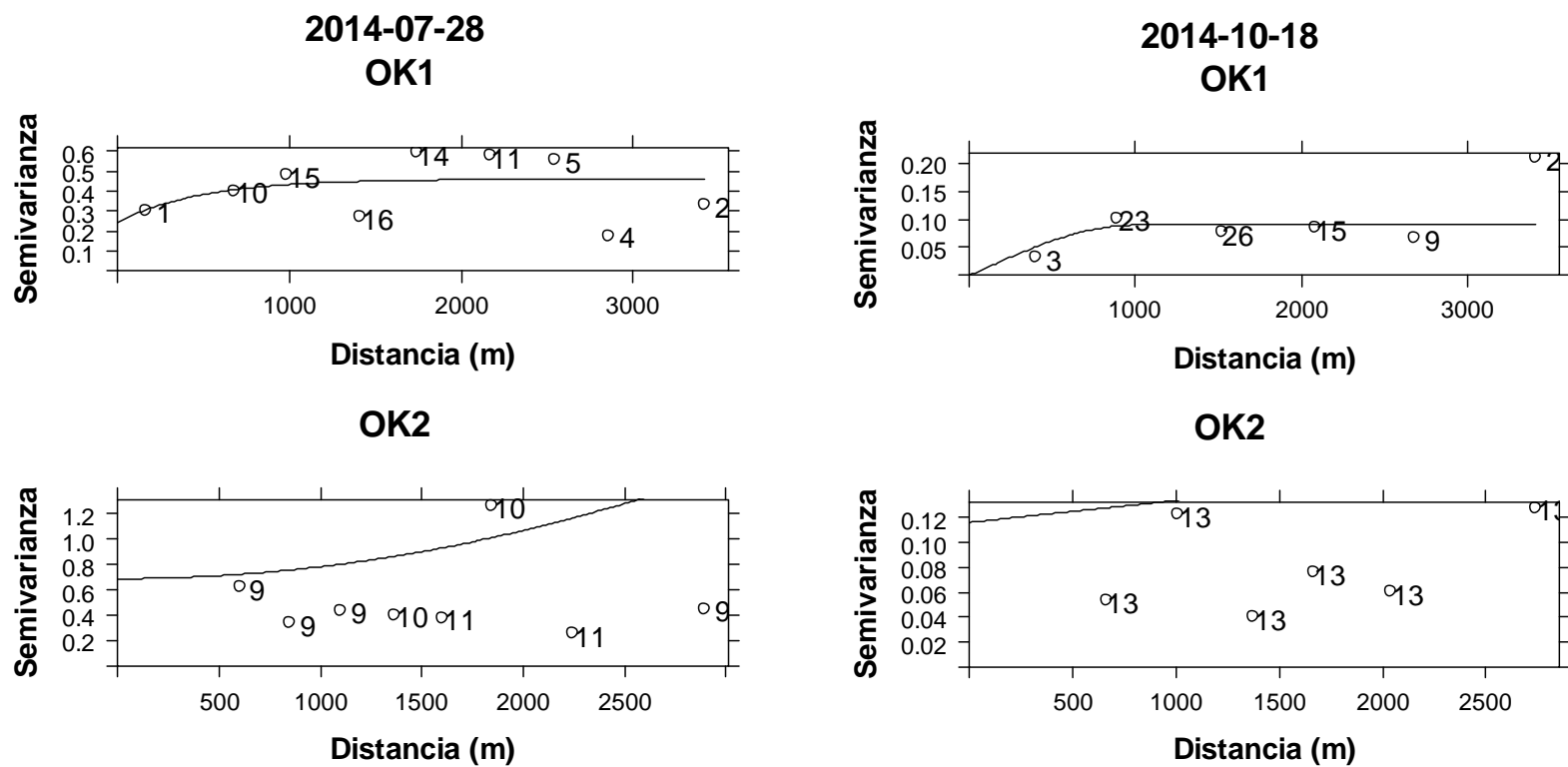
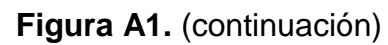


Figura A1. (continuación)



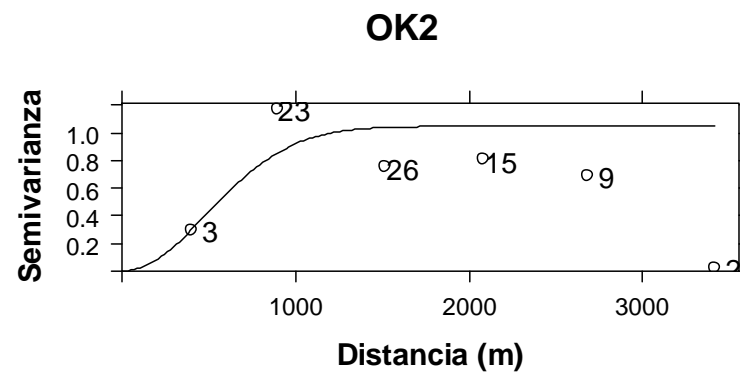
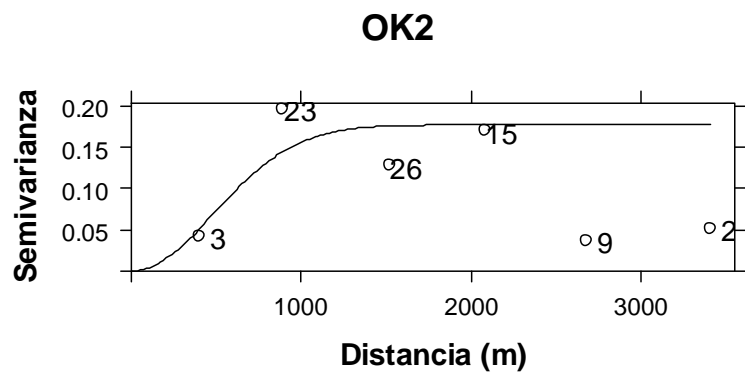
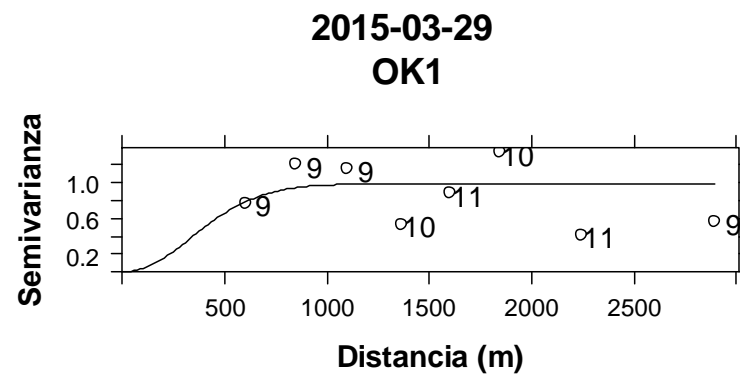
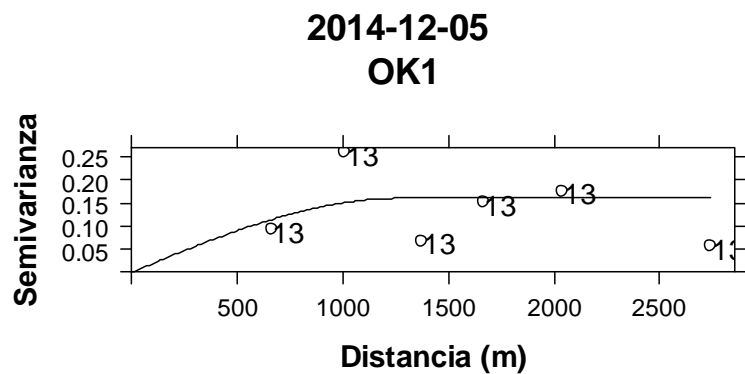


Figura A1. (continuación)

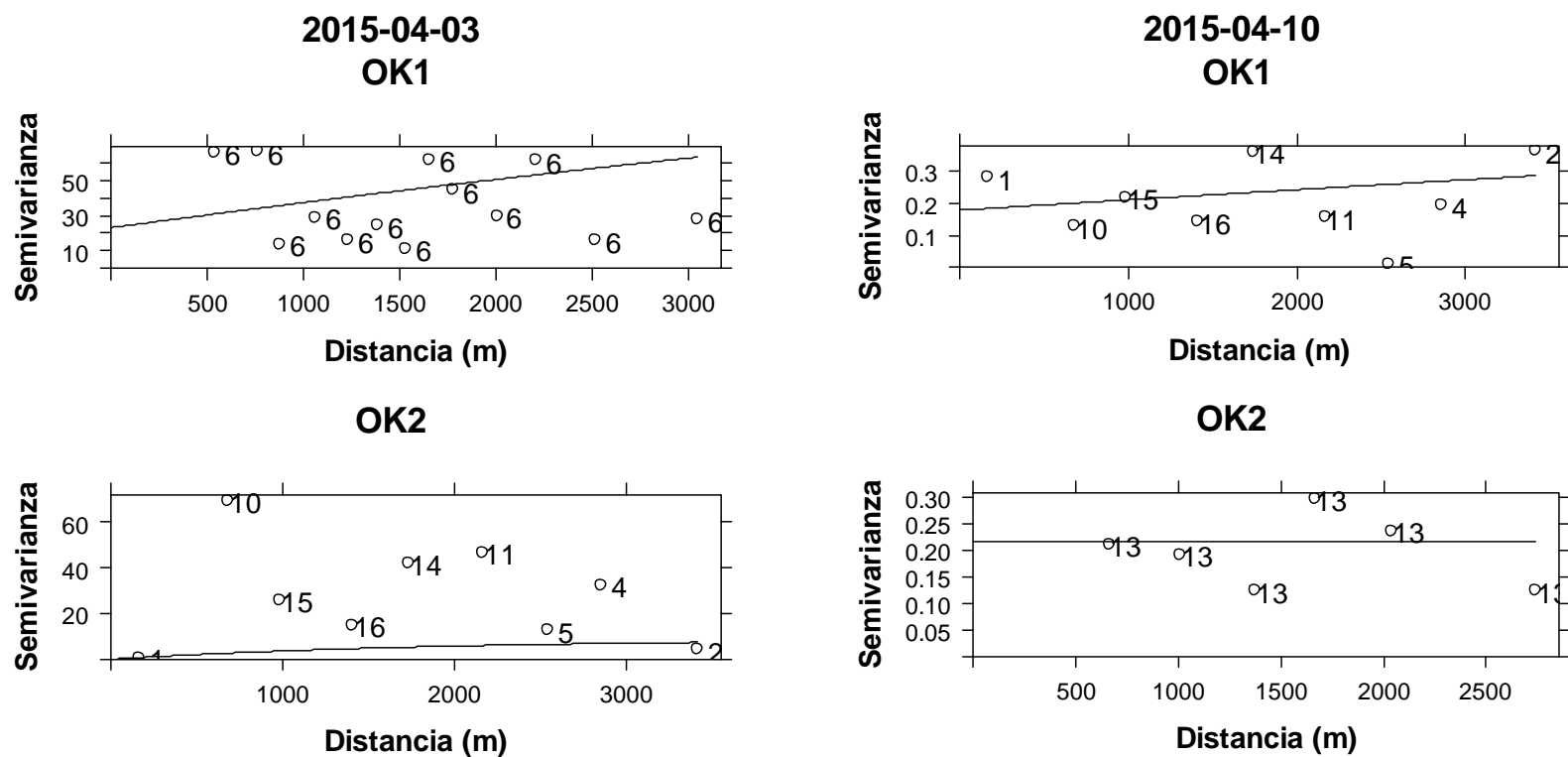
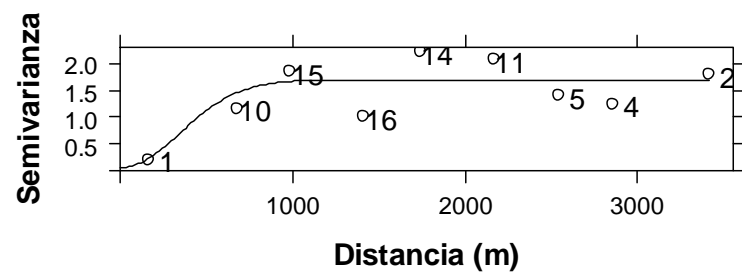


Figura A1. (continuación)

2015-04-12
OK1



OK2

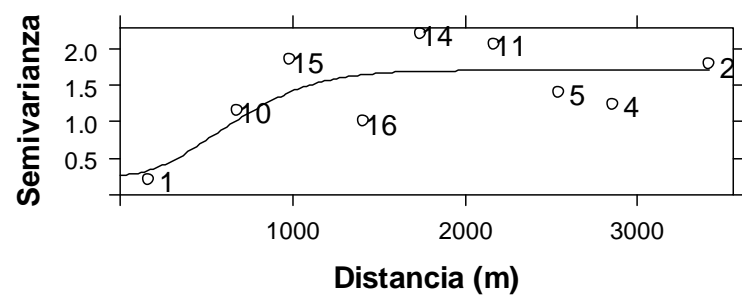


Figura A1. (continuación)



Día	OK1						OK2					
	Tipo	Intervalo (código)	Modelo	Rango (m)	Pepita (código)	Meseta (código)	Tipo	Intervalo (código)	Modelo	Rango (m)	Pepita (código)	Meseta (código)
14/06/2014	Robusto	1	Esférico	4000	1	1	Robusto	3	Gaussiano	4000	2	4
15/06/2014	Robusto	4	Gaussiano	3000	3	4	Clásico	1	Gaussiano	4000	2	1
16/06/2014	Robusto	3	Exponencial	3000	2	2	Clásico	5	Gaussiano	4000	1	4
17/06/2014	Robusto	1	Exponencial	4000	2	2	Robusto	1	Esférico	4000	2	3
18/06/2014	Clásico	4	Gaussiano	2000	1	1	Robusto	5	Gaussiano	4000	2	4
27/06/2014	Robusto	1	Exponencial	2000	2	2	Robusto	1	Gaussiano	4000	2	4
28/06/2014	Clásico	4	Exponencial	2000	3	1	Robusto	5	Gaussiano	4000	3	4
01/07/2014	Clásico	2	Esférico	3000	2	2	Robusto	2	Gaussiano	3000	1	1
02/07/2014	Clásico	5	Esférico	3000	2	3	Robusto	3	Gaussiano	3000	3	2
04/07/2014	Clásico	1	Exponencial	3000	2	1	Robusto	1	Gaussiano	4000	1	4
06/07/2014	Clásico	4	Exponencial	4000	2	1	Clásico	2	Gaussiano	4000	1	4
07/07/2014	Clásico	3	Esférico	3000	1	1	Clásico	2	Gaussiano	4000	2	4
08/07/2014	Robusto	2	Exponencial	3000	2	1	Robusto	2	Gaussiano	4000	3	4
09/07/2014	Robusto	5	Exponencial	4000	1	4	Robusto	4	Gaussiano	4000	1	4
18/07/2014	Robusto	1	Esférico	4000	3	2	Clásico	2	Esférico	3000	3	2
20/07/2014	Clásico	2	Esférico	3000	2	2	Robusto	4	Gaussiano	4000	2	4
21/07/2014	Clásico	4	Exponencial	4000	1	1	Robusto	3	Gaussiano	2000	1	1
26/07/2014	Robusto	5	Gaussiano	3000	2	3	Clásico	1	Gaussiano	3000	1	2
27/07/2014	Robusto	2	Esférico	2000	2	3	Clásico	2	Gaussiano	4000	2	1
28/07/2014	Clásico	4	Exponencial	4000	1	1	Robusto	2	Gaussiano	4000	1	4
10/10/2014	Clásico	1	Exponencial	4000	2	1	Clásico	4	Esférico	4000	3	2
11/10/2014	Clásico	3	Gaussiano	3000	3	4	Clásico	4	Gaussiano	4000	1	1
12/10/2014	Clásico	1	Gaussiano	3000	2	2	Robusto	5	Gaussiano	2000	3	3
13/10/2014	Robusto	1	Exponencial	4000	2	1	Robusto	5	Gaussiano	4000	3	4
14/10/2014	Robusto	2	Gaussiano	2000	2	2	Robusto	2	Gaussiano	2000	1	2
15/10/2014	Robusto	2	Gaussiano	4000	2	2	Robusto	2	Gaussiano	3000	2	3
16/10/2014	Clásico	4	Esférico	3000	3	2	Robusto	2	Gaussiano	3000	1	1
17/10/2014	Clásico	4	Exponencial	2000	2	4	Clásico	2	Gaussiano	2000	3	1
18/10/2014	Robusto	5	Esférico	3000	2	2	Clásico	3	Esférico	4000	1	1
22/10/2014	Robusto	4	Exponencial	4000	2	1	Robusto	1	Exponencial	4000	2	1

Tabla A2. Parámetros iniciales óptimos en la modelación de los semivariogramas diarios.



Día	OK1						OK2					
	Tipo	Intervalo (código)	Modelo	Rango (m)	Pepita (código)	Meseta (código)	Tipo	Intervalo (código)	Modelo	Rango (m)	Pepita (código)	Meseta (código)
23/10/2014	Clásico	3	Esférico	4000	1	3	Robusto	5	Esférico	2000	1	4
24/10/2014	Robusto	1	Exponencial	2000	2	1	Clásico	3	Gaussiano	2000	1	2
25/10/2014	Clásico	3	Exponencial	3000	1	4	Robusto	5	Gaussiano	2000	3	2
26/10/2014	Robusto	4	Gaussiano	3000	2	4	Robusto	3	Gaussiano	3000	1	2
28/10/2014	Robusto	4	Gaussiano	4000	1	4	Clásico	4	Gaussiano	2000	1	4
28/11/2014	Robusto	3	Esférico	4000	1	1	Robusto	3	Esférico	4000	1	1
01/12/2014	Clásico	5	Exponencial	3000	2	1	Clásico	3	Gaussiano	4000	3	4
02/12/2014	Clásico	5	Gaussiano	2000	3	4	Robusto	3	Gaussiano	2000	2	1
05/12/2014	Robusto	3	Esférico	4000	2	3	Clásico	5	Gaussiano	4000	2	2
06/12/2014	Clásico	1	Gaussiano	4000	3	2	Clásico	4	Gaussiano	2000	2	4
07/12/2014	Clásico	5	Gaussiano	4000	2	2	Robusto	4	Esférico	3000	3	1
08/12/2014	Robusto	4	Exponencial	3000	3	2	Clásico	5	Gaussiano	4000	2	1
12/12/2014	Clásico	1	Gaussiano	3000	2	3	Clásico	5	Esférico	2000	2	3
13/12/2014	Robusto	4	Esférico	2000	3	4	Robusto	3	Gaussiano	2000	3	1
14/02/2015	Clásico	1	Gaussiano	3000	3	1	Clásico	3	Gaussiano	4000	3	1
15/02/2015	Robusto	3	Exponencial	2000	3	1	Robusto	2	Gaussiano	2000	3	2
16/02/2015	Robusto	5	Gaussiano	3000	3	1	Robusto	3	Gaussiano	3000	1	3
27/03/2015	Clásico	1	Exponencial	4000	2	4	Clásico	2	Esférico	4000	1	4
28/03/2015	Clásico	5	Esférico	3000	3	2	Robusto	5	Esférico	2000	3	2
29/03/2015	Clásico	2	Gaussiano	3000	2	3	Clásico	5	Gaussiano	4000	1	4
30/03/2015	Clásico	4	Gaussiano	3000	3	4	Clásico	2	Gaussiano	4000	3	1
31/03/2015	Clásico	2	Exponencial	4000	2	1	Clásico	4	Esférico	3000	2	3
01/04/2015	Robusto	5	Gaussiano	4000	3	2	Robusto	4	Gaussiano	4000	2	2
03/04/2015	Clásico	1	Exponencial	2000	2	3	Robusto	4	Exponencial	4000	2	1
10/04/2015	Robusto	4	Esférico	2000	2	2	Clásico	3	Esférico	4000	3	3
11/04/2015	Robusto	1	Gaussiano	3000	2	1	Clásico	1	Gaussiano	3000	2	1
12/04/2015	Clásico	4	Gaussiano	3000	1	1	Clásico	4	Gaussiano	2000	3	1
13/04/2015	Clásico	4	Exponencial	4000	2	1	Robusto	4	Gaussiano	2000	1	3
14/04/2015	Clásico	1	Exponencial	4000	1	3	Robusto	1	Gaussiano	2000	1	3
15/04/2015	Clásico	1	Exponencial	4000	2	1	Clásico	3	Gaussiano	2000	2	1

Tabla A2. (Continuación)



Día	IDW	IDW2		OK1					OK2				
	Prec. espacial (mm)	Prec. espacial (mm)	Potencia óptima	Prec. espacial (mm)	Pepita (mm ²)	Modelo	Rango (m)	Meseta (mm ²)	Prec. espacial (mm)	Pepita (mm ²)	Modelo	Rango (m)	Meseta (mm ²)
2014/06/14	4.52	4.44	0.50	4.43	1.209	Esférico	18017	7.30	4.42	4.290	Gaussiano	685520	404065.50
2014/06/15	10.01	10.01	2.25	10.07	3.801	Gaussiano	412	9.09	10.17	1.073	Gaussiano	839	9.51
2014/06/16	0.86	0.84	1.00	0.84	0.227	Exponencial	10417	1.18	0.84	0.490	Gaussiano	553309	33373.58
2014/06/17	1.81	1.80	1.25	1.82	0.263	Exponencial	29089	7.82	1.81	0.315	Esférico	33330	11.41
2014/06/18	1.62	1.62	2.00	1.64	0.298	Gaussiano	687	0.67	1.60	1.168	Gaussiano	617375	87451.52
2014/06/27	1.04	1.02	1.00	1.00	0.067	Exponencial	13452	1.37	1.01	0.302	Gaussiano	512552	36179.70
2014/06/28	1.44	1.45	3.75	1.43	0.010	Exponencial	41056	3.34	1.43	0.142	Gaussiano	285356	11438.18
2014/07/01	1.73	1.75	2.75	1.70	0.011	Esférico	1628	0.53	1.72	0.236	Gaussiano	1675	0.96
2014/07/02	2.28	2.28	0.25	2.25	0.000	Esférico	1095	0.29	2.20	0.000	Gaussiano	1039	0.44
2014/07/04	1.13	1.13	2.25	1.13	0.056	Exponencial	10589	0.42	1.13	0.413	Gaussiano	561329	51210.70
2014/07/06	4.79	4.78	6.75	4.81	0.296	Exponencial	98494	107.47	4.83	0.440	Gaussiano	1756	7.22
2014/07/07	2.06	2.06	8.00	2.07	0.165	Esférico	1858	0.16	2.07	0.000	Gaussiano	654	0.18
2014/07/08	15.66	15.60	1.50	15.58	5.330	Exponencial	16491	39.43	15.55	13.472	Gaussiano	482050	491230.49
2014/07/09	1.33	1.31	0.75	1.33	0.210	Exponencial	1747	0.27	1.30	0.287	Gaussiano	522857	13119.74
2014/07/18	3.17	3.18	2.75	3.20	1.160	Esférico	1831	2.05	3.19	0.021	Esférico	1935	2.73
2014/07/20	1.33	1.29	0.50	1.29	0.484	Esférico	4366	0.87	1.28	1.146	Gaussiano	734428	87419.98
2014/07/21	7.88	8.08	3.75	7.83	0.313	Exponencial	174429	1015.65	7.91	5.635	Gaussiano	105009	57051.20
2014/07/26	1.30	1.29	7.25	1.28	0.299	Gaussiano	2593	1.57	1.32	0.121	Gaussiano	1152	1.14
2014/07/27	0.67	0.66	1.00	0.65	0.000	Esférico	1283	0.08	0.66	0.000	Gaussiano	631	0.08
2014/07/28	1.97	1.95	0.75	1.97	0.245	Exponencial	487	0.46	1.94	0.688	Gaussiano	628328	37461.92
2014/10/10	13.22	13.04	7.25	13.30	0.864	Exponencial	7131	39.16	13.26	0.000	Esférico	32492	2101.07
2014/10/11	9.21	9.19	5.00	9.27	0.441	Gaussiano	1654	6.67	9.21	0.000	Gaussiano	1346	5.67
2014/10/12	21.91	21.91	1.75	21.88	0.274	Gaussiano	500	17.82	22.15	0.218	Gaussiano	826	21.73
2014/10/13	5.68	5.77	3.75	5.70	0.813	Exponencial	20810	14.29	5.69	3.258	Gaussiano	383915	141778.38
2014/10/14	0.49	0.50	3.75	0.49	0.030	Gaussiano	1921	0.12	0.49	0.014	Gaussiano	1145	0.12
2014/10/15	1.26	1.28	3.50	1.25	0.090	Gaussiano	1339	0.84	1.25	0.148	Gaussiano	1754	0.86
2014/10/16	4.82	4.89	3.50	4.81	0.000	Esférico	2215	6.02	4.77	1.769	Gaussiano	1646	9.58
2014/10/17	4.00	4.01	2.25	3.97	0.000	Exponencial	638	1.64	3.97	0.910	Gaussiano	1747	1.86
2014/10/18	1.45	1.45	1.00	1.43	0.000	Esférico	998	0.09	1.44	0.116	Esférico	69770	0.94
2014/10/22	3.27	3.16	4.75	3.33	0.224	Exponencial	8407	27.16	3.33	0.117	Exponencial	6701	19.11
...

Tabla A3. Precipitaciones espaciales diarias y parámetros ajustados óptimos para cada uno de los métodos.



Universidad de Cuenca

Día	IDW	IDW2		OK1					OK2				
	Prec. espacial (mm)	Prec	Potencia óptima	Prec. espacial (mm)	Pepita (mm ²)	Modelo	Rango (m)	Meseta (mm ²)	Prec. espacial (mm)	Pepita (mm ²)	Modelo	Rango (m)	Meseta (mm ²)
2014/10/23	2.98	2.98	2.00	2.84	0.013	Esférico	1368	1.48	2.85	0.000	Esférico	2212	1.69
2014/10/24	3.16	3.22	6.75	3.20	0.065	Exponencial	125876	66.02	3.13	0.000	Gaussiano	1389	1.90
2014/10/25	2.88	2.83	7.25	2.90	0.000	Exponencial	6240	8.54	2.88	0.004	Gaussiano	940	1.58
2014/10/26	5.10	5.13	2.25	5.08	2.697	Gaussiano	1932	9.53	4.87	0.316	Gaussiano	765	6.99
2014/10/28	1.30	1.33	4.00	1.30	0.027	Gaussiano	3284	1.68	1.28	0.010	Gaussiano	1542	0.50
2014/11/28	1.75	1.68	8.00	1.67	0.807	Esférico	24761	4.47	1.67	0.807	Esférico	24761	4.47
2014/12/01	0.44	0.44	0.25	0.43	0.062	Exponencial	28035	0.40	0.43	0.093	Gaussiano	710214	3713.94
2014/12/02	2.16	2.14	8.00	2.18	0.339	Gaussiano	803	1.16	2.17	0.262	Gaussiano	1456	1.50
2014/12/05	1.50	1.49	0.50	1.48	0.000	Esférico	1268	0.16	1.50	0.000	Gaussiano	686	0.18
2014/12/06	11.40	11.44	3.00	11.39	2.020	Gaussiano	1116	13.61	11.39	0.000	Gaussiano	882	13.01
2014/12/07	8.65	8.85	4.25	8.82	1.856	Gaussiano	123161	71955.04	8.64	0.645	Esférico	14695	64.89
2014/12/08	7.62	7.70	4.50	7.62	0.650	Exponencial	56928	318.74	7.33	0.000	Gaussiano	1243	13.74
2014/12/12	3.54	3.45	6.50	3.57	0.202	Gaussiano	1575	3.41	3.55	0.000	Esférico	3464	3.39
2014/12/13	1.16	1.13	8.00	1.17	0.000	Esférico	3040	1.10	1.25	0.000	Gaussiano	1451	1.27
2015/02/14	1.89	1.90	3.00	1.89	0.416	Gaussiano	1482	0.86	1.92	0.000	Gaussiano	713	0.73
2015/02/15	1.09	1.09	2.00	1.07	0.057	Exponencial	1700	0.49	1.07	0.110	Gaussiano	1584	0.44
2015/02/16	4.67	4.79	6.50	4.69	1.263	Gaussiano	6578	152.57	4.68	0.000	Gaussiano	1656	21.17
2015/03/27	6.17	6.03	8.00	6.17	0.000	Exponencial	227785	454.27	6.17	0.000	Esférico	#####	2393.04
2015/03/28	0.96	0.96	1.75	0.95	0.000	Esférico	1033	0.05	0.95	0.000	Esférico	719	0.05
2015/03/29	6.08	5.99	0.25	5.95	0.000	Gaussiano	477	0.98	5.90	0.000	Gaussiano	688	1.05
2015/03/30	8.47	8.46	2.25	8.51	0.439	Gaussiano	858	2.66	8.56	0.000	Gaussiano	745	2.86
2015/03/31	6.69	6.65	5.75	6.76	2.994	Exponencial	11354	18.62	6.69	0.000	Esférico	30460	133.83
2015/04/01	3.52	3.51	1.50	3.46	0.096	Gaussiano	789	1.06	3.49	0.442	Gaussiano	1780	1.24
2015/04/03	15.41	15.38	0.75	15.47	23.117	Exponencial	12132	203.13	15.49	0.000	Exponencial	1875	8.79
2015/04/10	1.40	1.40	0.25	1.40	0.178	Esférico	13562	0.47	1.41	0.217	Esférico	4000	0.22
2015/04/11	1.81	1.81	2.25	1.83	0.000	Gaussiano	709	0.51	1.83	0.000	Gaussiano	767	0.48
2015/04/12	3.40	3.42	3.50	3.44	0.065	Gaussiano	488	1.69	3.41	0.271	Gaussiano	785	1.70
2015/04/13	14.93	15.05	3.00	14.80	1.916	Exponencial	77349	365.56	14.84	2.524	Gaussiano	3754	90.82
2015/04/14	1.23	1.21	4.00	1.23	0.000	Exponencial	3856	1.21	1.25	0.024	Gaussiano	1253	0.54
2015/04/15	1.63	1.65	3.00	1.63	0.121	Exponencial	9580	0.74	1.63	0.307	Gaussiano	323689	18553.14

Tabla A3. (Continuación)

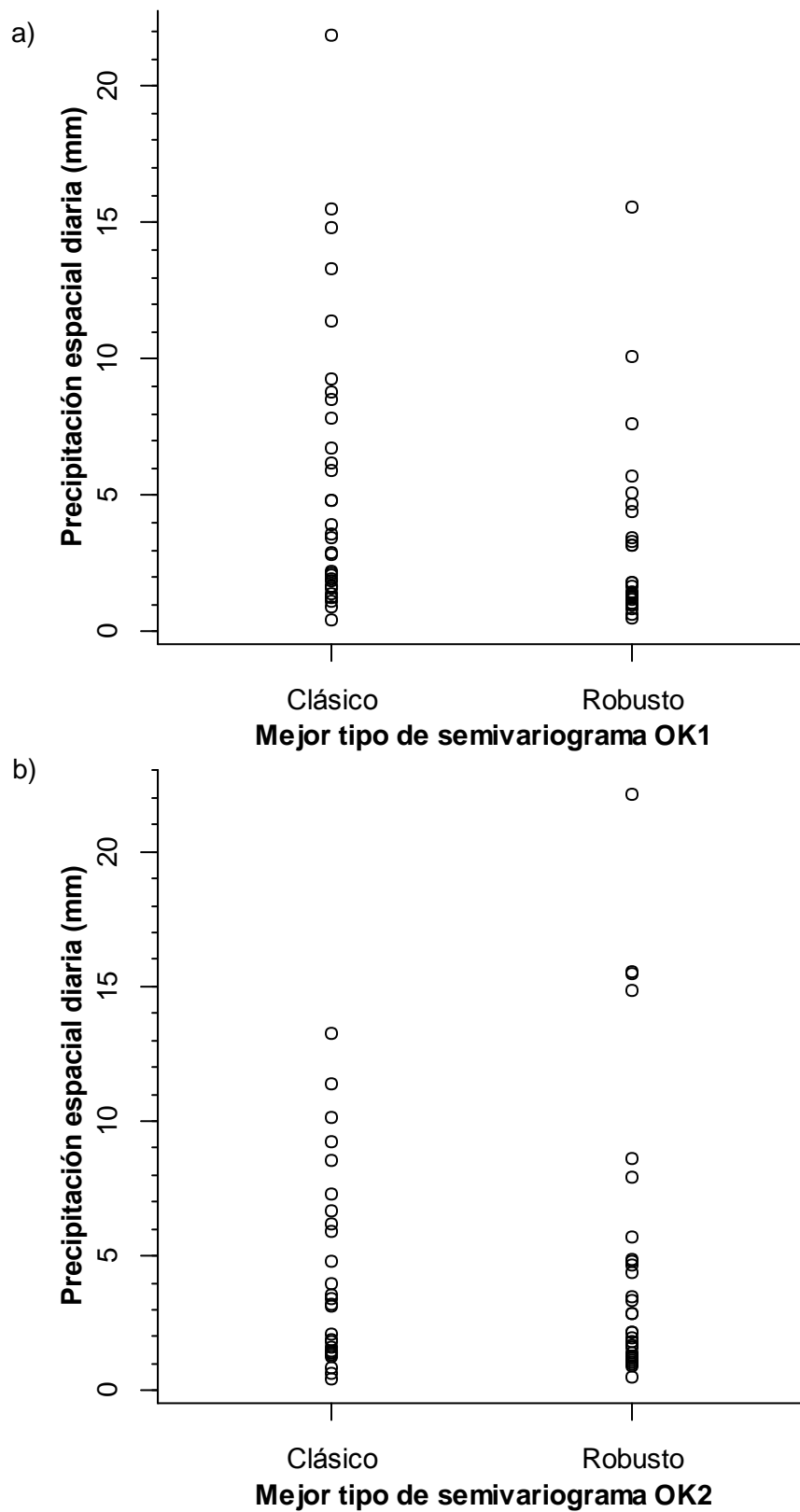


Figura A2. Distribución de los días en función del mejor tipo de semivariograma y de la cantidad de precipitación para: a) la variante OK1; b) la variante OK2

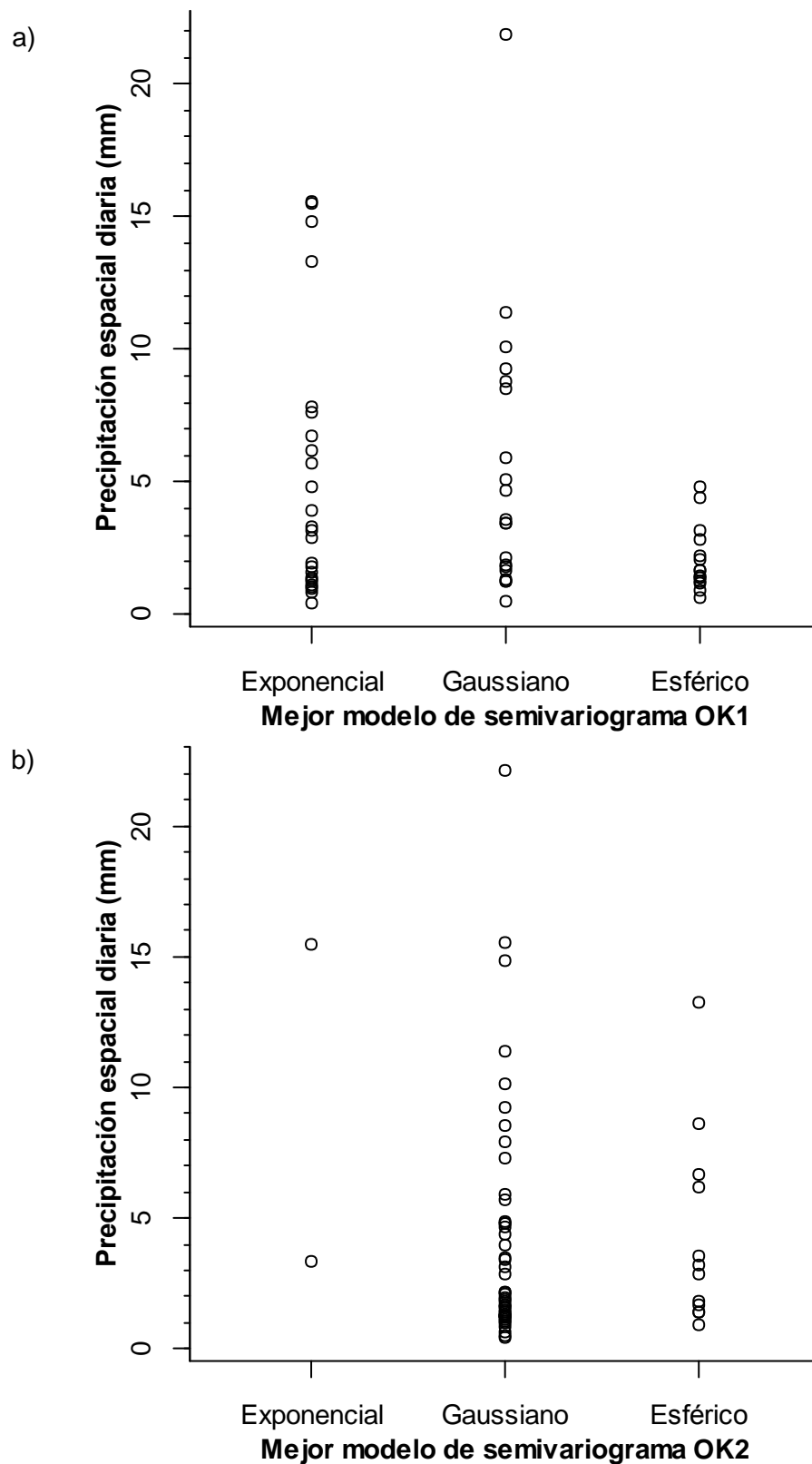


Figura A3. Distribución de los días en función del mejor modelo de semivariograma y de la cantidad de precipitación para: a) la variante OK1; b) la variante OK2

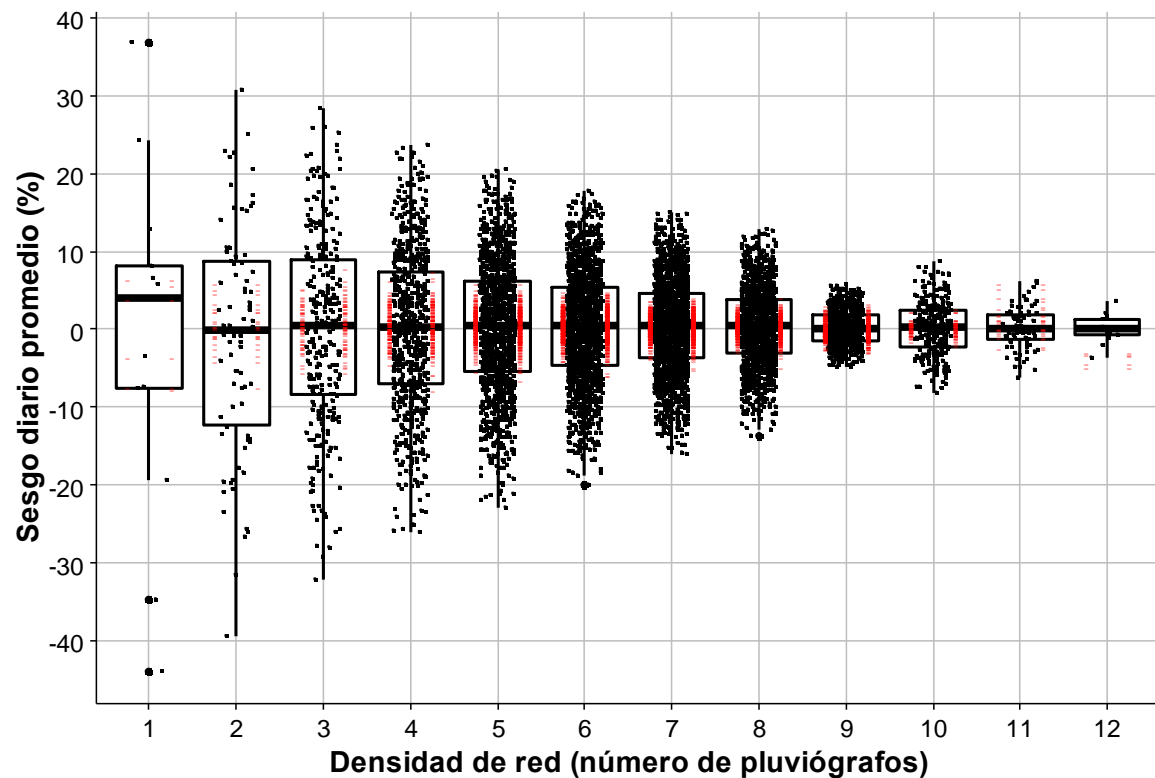


Figura A4. Distribuciones del sesgo diario promedio en función de la densidad de las redes dispersas. El valor correspondiente a cada red dispersa se ha representado con un punto negro. Las columnas con trazos rojos señalan aquellas redes que no presentaron diferencias estadísticamente significativas con respecto a la red completa según el test de Mann Whitney. La columna de la izquierda con un nivel de significación del 10% y la columna de la derecha con un nivel del 5%.

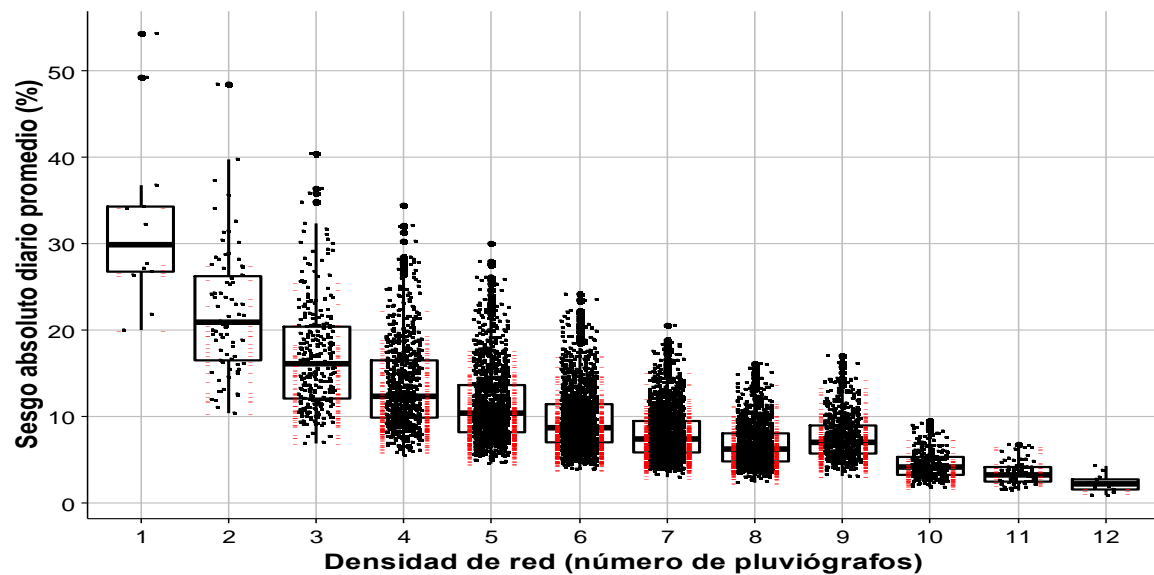


Figura A5. Distribuciones del sesgo absoluto diario promedio en función de la densidad de las redes dispersas. El valor correspondiente a cada red dispersa se ha representado con un punto negro. Las columnas con trazos rojos señalan aquellas redes que no presentaron diferencias estadísticamente significativas con respecto a la red completa según el test de Mann Whitney. La columna de la izquierda con un nivel de significación del 10% y la columna de la derecha con un nivel del 5%.

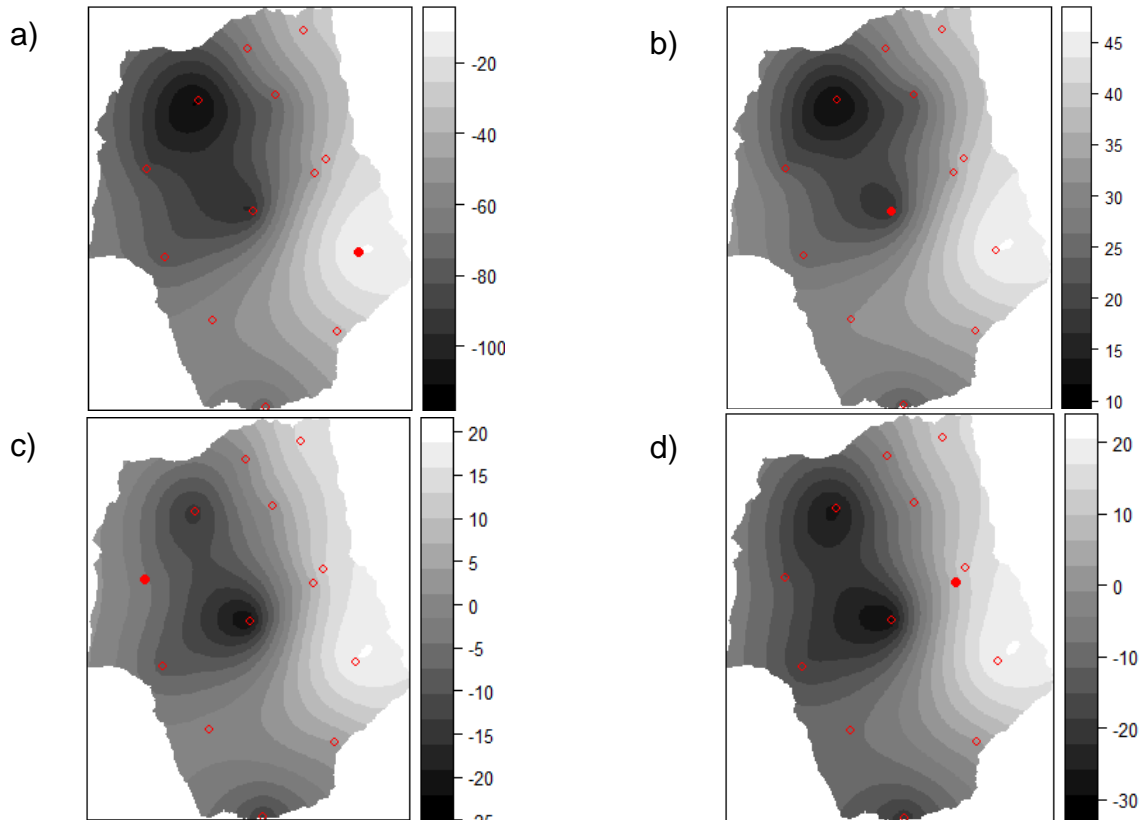


Figura A6. Mapas de sesgos porcentuales diarios promedio entre las precipitaciones diarias estimadas con la red completa y las siguientes redes de un sensor (punto rojo relleno) : a) pluviógrafo que produjo el mayor error absoluto al estimar la precipitación espacial; b) pluviógrafo de ubicación preferencial para el monitoreo con un sensor (centro de la microcuenca); c) pluviógrafo que produjo el menor error absoluto al estimar la precipitación espacial; d) pluviógrafo que produjo el menor error absoluto al estimar la precipitación espacial entre aquellos ubicados cerca de la única vía de acceso.

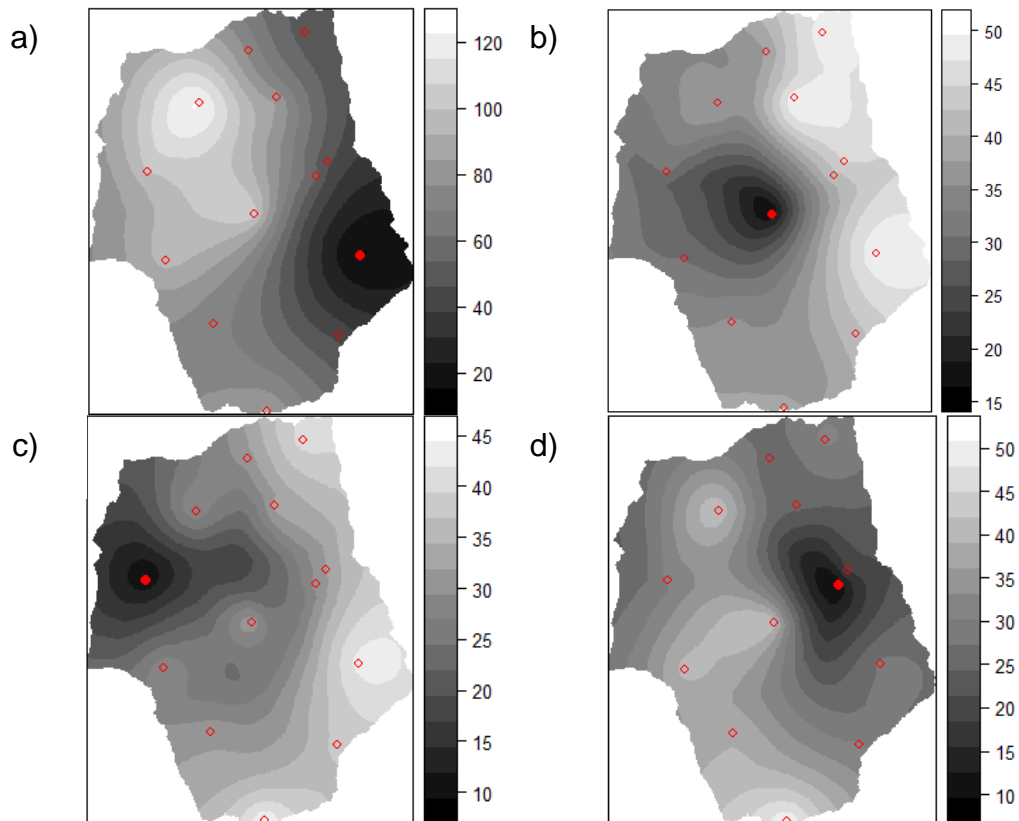


Figura A7. Mapas de sesgos absolutos porcentuales diarios promedio entre las precipitaciones diarias estimadas con la red completa y las siguientes redes de un sensor (punto rojo relleno) : a) pluviógrafo que produjo el mayor error absoluto al estimar la precipitación espacial; b) pluviógrafo de ubicación preferencial para el monitoreo con un sensor (centro de la microcuenca); c) pluviógrafo que produjo el menor error absoluto al estimar la precipitación espacial; d) pluviógrafo que produjo el menor error absoluto al estimar la precipitación espacial entre aquellos ubicados cerca de la única vía de acceso.