



Departamento de Postgrados

Análisis de métodos de interpolación geoestadísticos para la estimación espacio-temporal de la precipitación en la cuenca del río Paute

Maestría en Geomática con mención
en Ordenamiento
Territorial

Autor: Ing. Jheimy Pacheco Niveló

Director: M.Sc. Omar Delgado Inga

Cuenca, Ecuador

Junio 2014

Dedicatoria:

Para Juan Francisco, Joaquín y Alex, mis científicos favoritos.

Agradecimiento:

Al Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología (INAMHI) por facilitar los datos de precipitación para realizar esta investigación.

Al Ing. Omar Delgado Inga, Director Ejecutivo del IERSE, por sus recomendaciones.

Análisis de métodos de interpolación geoestadísticos para la estimación espacio-temporal de la precipitación en la cuenca del río Paute

RESUMEN

La precipitación y su variabilidad espacial y temporal constituyen un importante insumo para el estudio de las ciencias del ambiente. El contar con datos continuos en una superficie resulta costoso, en especial en zonas de montaña debido a lo agreste del terreno. Esta investigación empleó dos métodos de interpolación geoestadísticos: Kriging y Cokriging, para estimar la precipitación promedio en lugares desprovistos de información a partir de datos históricos (1980 - 2010) de 19 estaciones meteorológicas en la cuenca del Paute. Mediante el ajuste del semivariograma, se determinó los parámetros de interpolación óptimos para obtener los mapas de predicción y medidas de error. Los resultados no mostraron mayor variación entre los dos métodos, lo que indica que la precipitación no depende únicamente de la altura sino es necesario considerar otras variables.

PALABRAS CLAVE: Cuenca del Paute, precipitación, Kriging, Cokriging, semivariograma, error.

ABSTRACT

Analysis of Geostatistical Interpolation methods for spatiotemporal rainfall estimation in the *Paute* River Basin

The precipitation and its spatial and temporal variability are an important input for the study of environmental science. To obtain data continuously in an area it is expensive, especially in mountain areas due to the rugged terrain. The *Kriging and Cokriging* Geostatistical Interpolation methods were used for this research in order to estimate the average rainfall in places devoid of information. This was done from historical data (1980 - 2010) obtained from 19 weather stations in the *Paute* River Basin. By adjusting the Semivariogram, optimal interpolation parameters were determined in order to obtain prediction maps and error measurements. The results did not show greater variation between the two methods, indicating that the precipitation does not depend only on the height, but it is necessary to consider other variables.

KEYWORDS: *Paute* River Basin, Precipitation, Kriging, Cokriging, Semivariogram, Error.


UNIVERSIDAD DEL
AZUAY
DPTO. IDIOMAS


Translated by,
Lic. Lourdes Crespo

1	Índice de contenido	
1	<i>Introducción</i> _____	8
2	<i>Materiales y métodos</i> _____	9
2.1	Área de estudio _____	9
2.2	Metodología _____	10
2.2.1	Análisis exploratorio de los datos espaciales _____	12
2.2.2	Análisis estructural _____	19
2.2.3	Predicción de superficies y valoración de resultados _____	24
3	<i>Resultados y discusión</i> _____	25
4	<i>Conclusiones</i> _____	35
5	<i>Bibliografía</i> _____	36
6	<i>Anexos</i> _____	38

Índice de figuras

Figura 1: Ubicación de estaciones meteorológicas del INAMHI en la CRP	10
Figura 2: Histograma de la precipitación media mensual (abril) para período 1980 – 2010.....	15
Figura 3: Gráfico Q-Q plot de la precipitación media mensual (abril) para período 1980 – 2010.	15
Figura 4: Transformación de tipo logarítmica	16
Figura 5: Análisis de tendencia en polinomio de segundo grado	17
Figura 6: Tendencia de la precipitación en la CRP ajustada a un polinomio de grado 3	19
Figura 7: Cálculo de la diferencia cuadrada entre las ubicaciones asociadas.....	20
Figura 8: Semivariograma empírico	21
Figura 9: Componentes del semivariograma.....	22
Figura 10: Ajuste del semivariograma.....	23
Figura 11. Mapa de predicción Kriging para el mes de abril	27
Figura 12. Mapa de predicción Kriging para el mes de agosto	28
Figura 13. Mapa de predicción Cokriging para el mes de abril	29
Figura 14. Mapa de predicción Cokriging para el mes de agosto	30
Figura 15: Recta de dispersión para los valores predichos y medidos con Kriging para el mes de abril.....	31
Figura 16: Recta de dispersión para los valores predichos y medidos con Cokriging para el mes de abril.....	31
Figura 17: Gráfico QQ-plot de error para el método Kriging en mes de abril	32
Figura 18: Gráfico QQ-plot de error para el método Cokriging en mes de abril.....	32
Figura 19: Recta de dispersión para los valores predichos y medidos con Kriging para el mes de agosto.....	32
Figura 20: Recta de dispersión para los valores predichos y medidos con Cokriging para el mes de agosto.....	33
Figura 21: Gráfico QQ-plot de error para el método Kriging en mes de agosto.....	33
Figura 22: Gráfico QQ-plot de error para el método Cokriging en mes de agosto.....	33

Índice de tablas

Tabla 1: Estaciones con registro de precipitación proporcionadas por el INAMHI.....	14
Tabla 2: Precipitación media mensual para el período 1980 – 2010.....	14
Tabla 3: Medidas de ajuste y de error para los modelos Kriging y Cokriging	34
Tabla 4: Datos de precipitación mensual del período 1980 – 2010 luego del Análisis Exploratorio de Datos Espaciales.....	38

1 Introducción

Varios de los procesos abióticos y bióticos se determinan por las características climáticas del medio ambiente. Disciplinas científicas como la agronomía, hidrología, biología, ecología, entre otras, utilizan los datos climáticos, en particular de precipitación, con fines técnicos y científicos, de ahí la importancia de la disponibilidad espacial de la información (Vicente-Serrano *et al.*, 2003).

La precipitación y su variabilidad es en muchos casos el factor de entrada más importante en la modelación hidrológica (Zhang & Srinivasan, 2009). La cuantificación de los patrones espaciales y temporales constituye un paso importante en el desarrollo de modelos regionales a pequeña escala donde se ha demostrado que aunque la lluvia está fuertemente correlacionada a distancias menores a 4km, difiere sustancialmente de los volúmenes diarios de precipitación (Buytaert *et al.*, 2006).

Actualmente los datos y mapas de estimación de precipitación de los que se dispone corresponden a información que ha sido producida con déficit en la calidad de los datos pluviográficos, esto debido a que la estimación exacta de la distribución espacial de la precipitación requiere una red muy densa de instrumentos y medidas, lo que implica altos costos operativos y muchas veces es necesario estimar las precipitaciones en un punto donde no se registran estaciones (Goovaerts, 2000). Esta situación ocurre frecuentemente en terreno montañoso donde se disponen de pocas estaciones y donde los efectos de la orografía pueden ser altamente influyentes (Hevesi, *et al.*, 1992).

Debido a la necesidad de contar con datos de precipitación confiables en zonas desprovistas de información, se plantea el presente estudio donde se aplicará dos métodos geoestadísticos de interpolación y se determinará que método se ajusta mejor a las características de la Cuenca del Río Paute. Además se contribuirá a lograr un entendimiento más claro de la variabilidad espacio – temporal de la precipitación en cuencas alto andinas, así como se obtendrá mapas de precipitación que se espera respondan a la realidad de la zona de estudio considerando el aspecto de elevación.(Celleri *et al.*, 2007).

Ante el problema de falta de estaciones, se han propuesto varios métodos estadísticos para interpolar datos de precipitación. El método más sencillo consiste en asignar a cada ubicación sin muestrear el registro de la estación de medida más cercana (Thiessen, 1911), aunque el método

del polígono de Thiessen es esencialmente utilizado para la estimación de precipitaciones por área, también se ha aplicado la interpolación por puntos de medida (Goovaerts, 2000). En 1972, el Servicio Nacional de Meteorología de los EEUU desarrolló otro método por el cual se calcula la profundidad de la precipitación desconocida como un promedio ponderado de los valores que rodean el punto, los pesos son recíprocos a los cuadrados de las distancias del lugar sin muestrear; éste método es conocido como el cuadrado inverso de la distancia o IDW por sus siglas en inglés. Debido a que los dos métodos anteriores no consideran factores decisivos como la topografía, surgió el método de isoyetas en el que se utiliza la ubicación y captura para cada estación de datos, así como el conocimiento de los factores que afectan a estas capturas para trazar las isoyetas. La cantidad de lluvia en el lugar no muestreado se calcula por interpolación dentro de las isoyetas. Una limitación de esta técnica es que se necesita una densa red de monitoreo para establecer con precisión las isoyetas (Goovaerts, 2000).

Al referirse a los métodos geoestadísticos se ha demostrado que la técnica de interpolación Kriging provee estimaciones más reales para el comportamiento espacial de la precipitación y otras variables climatológicas, comparado con métodos convencionales debido a que considera la autocorrelación (relación entre los puntos de medida)(Tao, 2009). En cuanto al problema de la orografía autores como Goovaerts, Hevesi, Tao y otros, han comparado varios métodos para estimar la precipitación tomando en cuenta ese factor, y se ha determinado que teniendo el tamaño de muestra suficiente y si la distribución espacial de los datos es la necesaria para definir un modelo representativo, los métodos geoestadísticos como Cokriging pueden proveer estimaciones lineales no sesgadas debido a que emplea la correlación espacial entre dos o más variables para reducir la estimación de la varianza cuando una de las variables no está muestreada (Hevesi et al., 1992).

2 Materiales y métodos

2.1 Área de estudio

La investigación se centra en la cuenca del río Paute (CRP), una zona localizada al Sur de los Andes Ecuatorianos, en una región de depresión interandina, entre los 2° 15' y 3° 15' latitud sur; y, los 78° 30' y 79° 20' longitud oeste. Esta cuenca está delimitada hacia el Norte por el nudo de Curingue que divide la hoya del Cañar con la hoya del Paute; hacia el Sur por el nudo del Portete, que divide la hoya del Jubones con la del Paute; hacia el Este por la cordillera Oriental de los Andes que divide la región del Oriente con la Sierra; y hacia el Oeste por la cordillera Occidental de los Andes, que divide la región de la Sierra con la Costa (UMACPA, 1996).

El área de la cuenca tiene una extensión de aproximadamente 6.442 km², su altitud varía desde 440 m.s.n.m. hasta 4680 m.s.n.m. A pesar de sus altitudes no presenta nevados o glaciares, esto debido a su proximidad al eje ecuatorial por lo que se presentan solo dos estaciones: La seca y la húmeda (Celleri et al., 2007). Para analizar la variabilidad espacio-temporal de la precipitación en la cuenca, se consideraron las precipitaciones mensuales de las series históricas del período 1980 - 2010 y la relación entre la variable topográfica altitud y la lluvia.

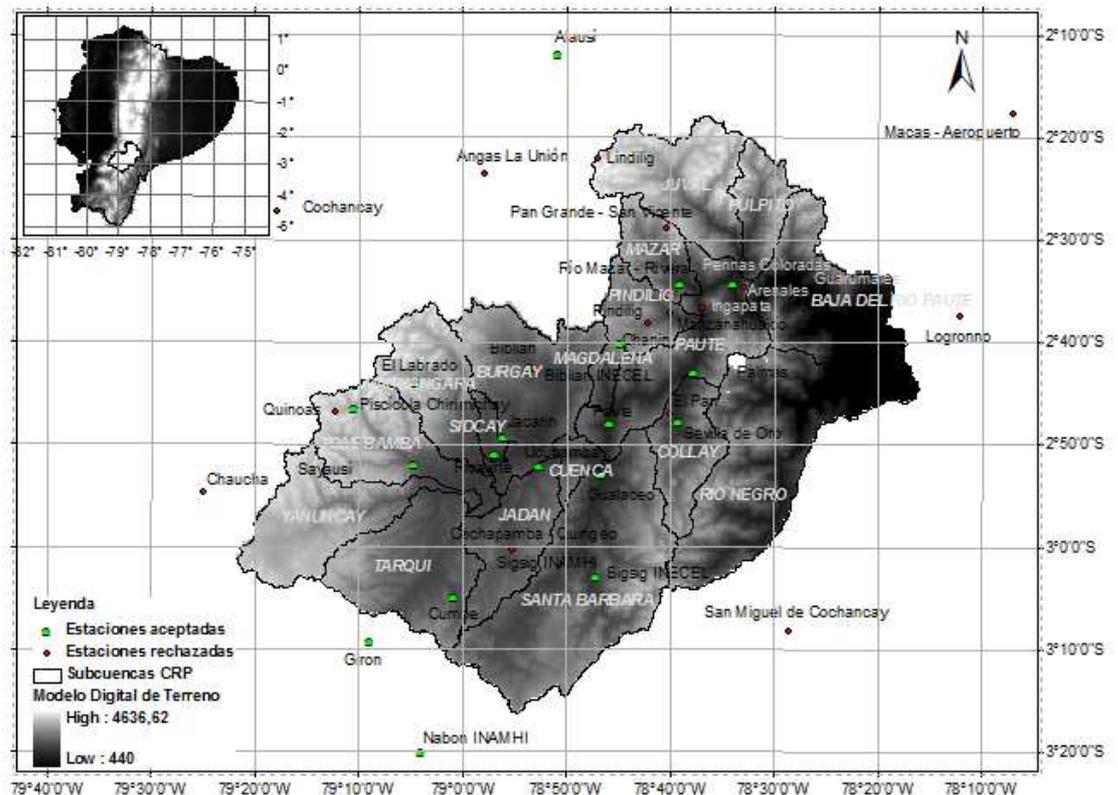


Figura 1: Ubicación de estaciones meteorológicas del INAMHI en la CRP

2.2 Metodología

La geoestadística es la rama de la estadística aplicada que se especializa en el análisis y la modelación de la variabilidad espacial en ciencias de la tierra. Su objeto de estudio es el análisis y la predicción de fenómenos en espacio y/o tiempo tomando en cuenta la autocorrelación espacial y direccional de los datos (Webster & Oliver, 2007). A diferencia de los métodos de interpolación determinísticos que se basan en funciones matemáticas, los métodos geoestadísticos se basan en métodos estadísticos y matemáticos que permiten crear superficies y evaluar la incertidumbre de las predicciones que se realicen. (Johnston *et al.*, 2003).

Dentro de los métodos geoestadísticos se tiene dos clasificaciones Kriging y Cokriging.

Kriging proporciona una solución para el problema de la estimación basada en un modelo continuo de variación espacial estocástica, tomando en cuenta la forma en que una propiedad varía en el espacio mediante el modelo de variograma (Webster & Oliver, 2007), abarca una serie de métodos basados en mínimos cuadrados, estos son: Kriging ordinario, universal, simple, indicador y disyuntivo. A diferencia de otros estimadores lineales ponderados Kriging incorpora los criterios de continuidad espacial, redundancia de datos y anisotropía mediante el uso de variogramas. El nombre Kriging se debe a su desarrollador Daniel Krige un ingeniero en minas de Sudáfrica, quien desarrolló la técnica en un intento de predecir con mayor precisión un mineral de reserva (Díaz Viera, 2002).

El Kriging ordinario o puntual asume que la variable es estacionaria y que no tiene tendencia, está definido por la ecuación:

$$Z(s) = \mu(s) + \varepsilon(s),$$

donde $Z(s)$ es la variable de interés; $\mu(s)$ es una constante desconocida y $\varepsilon(s)$ son los errores aleatorios, (s) indica las coordenadas x e y .

El Kriging universal tiene la misma ecuación que la anteriormente descrita pero en este caso $\mu(s)$ se le atribuye a la tendencia de los datos (Moreno Jiménez & Cañada Torrecilla, 2006).

Kriging simple es semejante al de tipo ordinario excepto en que considera la media de los datos una constante conocida y que la suma de los pesos no es igual a 1.

Indicador kriging es un método de interpolación no lineal, se lo emplea al transformar los valores de $Z(s)$, de continuos a binarios, para predecir la probabilidad que $Z(s)$ esté por encima de un determinado valor umbral.

Cokriging (existen los mismos tipos que en Kriging) se emplea para representar modelos basados en más de una variable que puede ser los datos de elevación a través de un MDT (Modelo Digital de Terreno) o índices topográficos (Goovaerts, 2000). Cokriging está definido por las ecuaciones:

$$Z_1(s) = \mu_1(s) + \varepsilon_1(s),$$

$$Z_2(s) = \mu_2(s) + \varepsilon_2(s),$$

Donde μ_1 y μ_2 son constantes desconocidas; ε_1 y ε_2 son errores aleatorios; de manera que hay una autocorrelación para cada uno de ellos y una correlación cruzada entre ellos. En el presente estudio, se tomó el MDT del Ecuador (Univesidad del Azuay & Consejo de Gestión de aguas de la cuenca del Paute, 2008) como segunda variable para aplicar Cokriging.

Kriging y Cokriging son métodos de predicción que tienen por objetivo crear una superficie continua de valores estimados. A pesar de ser métodos que no requieren que los datos se ajusten a la normalidad, a excepción de que se requiera elaborar mapas de cuantiles y de probabilidad, las superficies generadas presentan mejores resultados si los datos son normales (Johnston et al., 2003); además, asumen que los errores aleatorios son estacionarios de segundo orden y que la covarianza entre cualquiera de los errores aleatorios depende de la distancia y de la dirección que los separa mas no de sus lugares exactos (Moreno Jiménez & Cañada Torrecilla, 2006).

El análisis geoestadístico y la generación de interpolaciones se realizó con la extensión Geostatistical Analyst de ArcGis mediante tres etapas:

2.2.1 Análisis exploratorio de los datos espaciales

La etapa del análisis exploratorio de datos espaciales consiste en analizar la distribución de los datos, detectar valores extremos, buscar tendencias globales, realizar transformaciones de los datos en caso de requerirse, examinar la autocorrelación espacial, variación direccional de los datos y encontrar el mejor semivariograma. Las herramientas a utilizar son: el histograma, el gráfico de semivariograma/covarianza, gráficos Q-Q, entre otras (Moreno Jiménez & Cañada Torrecilla, 2006).

El punto de partida fue examinar la calidad y cantidad de la información disponible. El Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología (INAMHI) proporcionó datos de precipitación de 41 estaciones distribuidas dentro y fuera de la cuenca del Paute, el período solicitado de datos corresponde a 30 años 1980 – 2010. Sin embargo, no todas las estaciones cumplen con las características idóneas en sus datos para ser analizados. El primer criterio para seleccionar las estaciones consistió en permitir un máximo del 35% de vacíos en la información por punto de medida para el período analizado (Bergdahl et al., 2007). En la Tabla 1 se indica las 41 estaciones para las cuales el INAMHI proporcionó los datos de precipitación.

Código	Nombre	Vacíos (%)	Interpolación
M0045	Palmas - Azuay	10,00	si
M0138	Paute	3,33	si
M0139	Gualaceo	3,33	si
M0197	Jacarín (Solano)	20,00	si
M0050	Arenales - Cola de San Pablo	83,33	no

M0062	Macas - Aeropuerto	93,33	no
M0137	Biblián	2,22	si
M0140	Ucubamba	31,11	si
M0141	El Labrado	1,67	si
M0204	San Miguel de Cochancay	80,00	no
M0206	Guarumales	66,67	no
M0217	Peñas Coloradas	10,00	si
M0222	Ingapata	76,67	no
M0403	Alausí	6,67	si
M0410	Río Mazar - rivera	1,67	si
M0413	Cochancay	93,33	no
M0414	Chanín	1,67	si
M0415	Angas La Unión	53,33	no
M0416	El Pan	66,67	no
M0417	Piscícola Chirimichay	1,67	si
M0420	Nabón INAMHI	3,33	si
M0424	Sígsig INAMHI	0,83	si
M0418	Cumbe	0,83	si
M0419	Girón	1,11	si
M0426	Ricaurte - Cuenca	1,94	si
M0427	Sayausí (Matadero DJ)	6,67	si
M0430	Quinoas	83,33	no
M0431	Sevilla de Oro	6,67	si
M0432	San Lucas INAMHI	6,67	no
M0497	Logroño	3,33	no
M0503	San Francisco - San Ramón	3,33	no
M0538	Pan Grande - San Vicente	76,67	no
M0539	Buenos Aires - Azuay	6,67	no
M0541	Cochapamba - Quingeo	46,67	no
M0583	Pindilig	70,00	no
M0625	Biblian INECEL	83,33	no
M0664	Sigsig INECEL	80,00	no

M0665	Chaucha	66,67	no
M0672	Manzanahuaico	70,00	no
M0686	Lindilig	76,67	no
M0767	San Lucas Predesur	83,33	no

Tabla 1: Estaciones con registro de precipitación proporcionadas por el INAMHI

En la columna Interpolación, de la Tabla 1, se indica las estaciones que no serán tomadas en cuenta para aplicar los métodos debido al porcentaje de vacíos en las series de datos. El segundo criterio de selección de estaciones fue la ubicación, no se consideraron aquellas que están fuera del área de estudio, a excepción de Alausí, Nabón Inamhi y Girón que se las incluyó con el fin de tener mayor cobertura en los mapas resultantes, tomando en cuenta que estas tres estaciones se ubican en la región interandina.

Al analizar los datos de precipitación media mensual para el período 1980 – 2010 para las 19 estaciones seleccionadas, en un primer acercamiento, se observa que los valores de media y mediana difieren entre sí, asimismo el coeficiente de asimetría dista de 0. Los valores de la Tabla 2 muestran la precipitación media mensual del período indicado. Para el caso del mes de abril, el histograma (Figura 2) y el gráfico de probabilidad normal Q-Q (Figura 3), muestran valores que no se ajustan a la recta ya que existen puntos distantes a la línea de distribución, lo que pone en evidencia que no se está tratando con una distribución normal; por lo que se transformó los valores medidos a una nueva escala (Webster & Oliver, 2007).

	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
Media	69,44	90,94	111,21	119,75	93,40	80,72	72,07	50,59	53,89	81,30	81,37	80,71
Mediana	65,58	81,04	101,44	105,61	67,60	46,13	42,67	29,39	38,02	76,75	83,36	77,09
Desviación estándar	22,41	26,10	26,78	40,34	59,24	94,23	94,06	59,89	47,62	28,69	23,32	20,75
Curtosis	2,68	4,57	1,07	3,02	7,96	9,74	9,49	8,24	9,83	2,04	1,03	1,54
Max	133,98	173,16	173,26	239,59	299,33	420,43	409,36	259,68	225,92	158,57	126,40	132,7
Min	37,94	63,33	73,80	68,99	46,33	12,38	5,80	2,88	8,73	27,26	23,95	38,66
Cuartil 1	55,19	73,79	94,33	91,06	56,72	29,41	20,09	19,60	31,23	67,00	71,13	72,97
Cuartil 3	75,33	102,48	119,53	143,77	115,93	93,89	87,07	64,08	64,91	95,54	97,29	90,42
Coefficiente de sesgo	1,48	1,84	1,13	1,44	2,51	2,91	2,87	2,65	2,84	0,76	-0,57	0,54

Tabla 2: Precipitación media mensual para el período 1980 – 2010

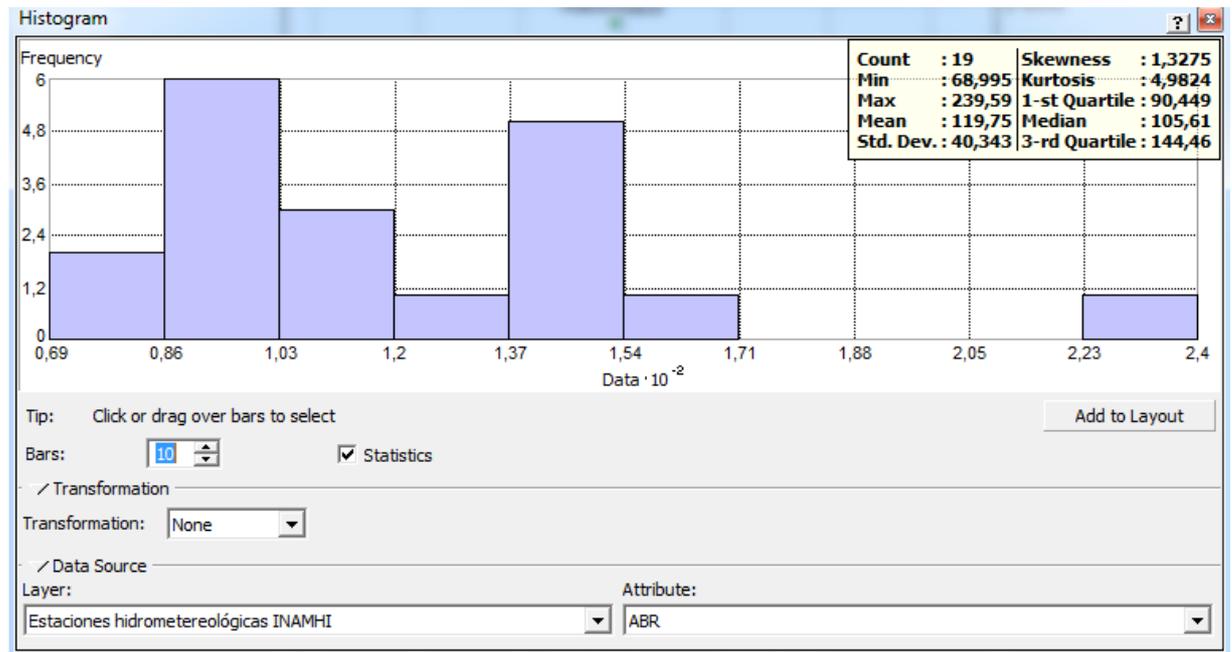


Figura 2: Histograma de la precipitación media mensual (abril) para período 1980 – 2010.

Al aplicar la transformación de tipo box-cox con $\lambda = 0,2$; los resultados fueron semejantes a la transformación logarítmica, pero el coeficiente de sesgo fue mayor en una décima, de manera que se escogió la última técnica mencionada.

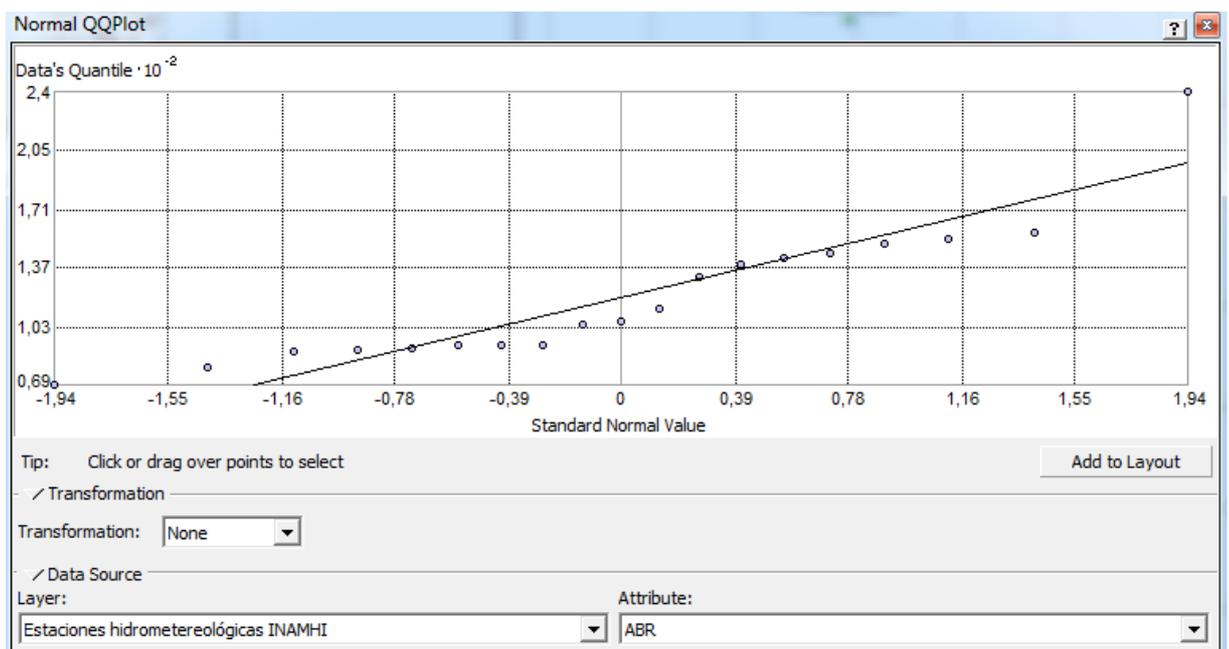


Figura 3: Gráfico Q-Q plot de la precipitación media mensual (abril) para período 1980 – 2010.

En la Figura 4 se observa la transformación logarítmica de los datos de precipitación media mensual para el caso de abril, en donde ya se puede evidenciar que según los parámetros estadísticos, la distribución describe una curva cercana a la normal.

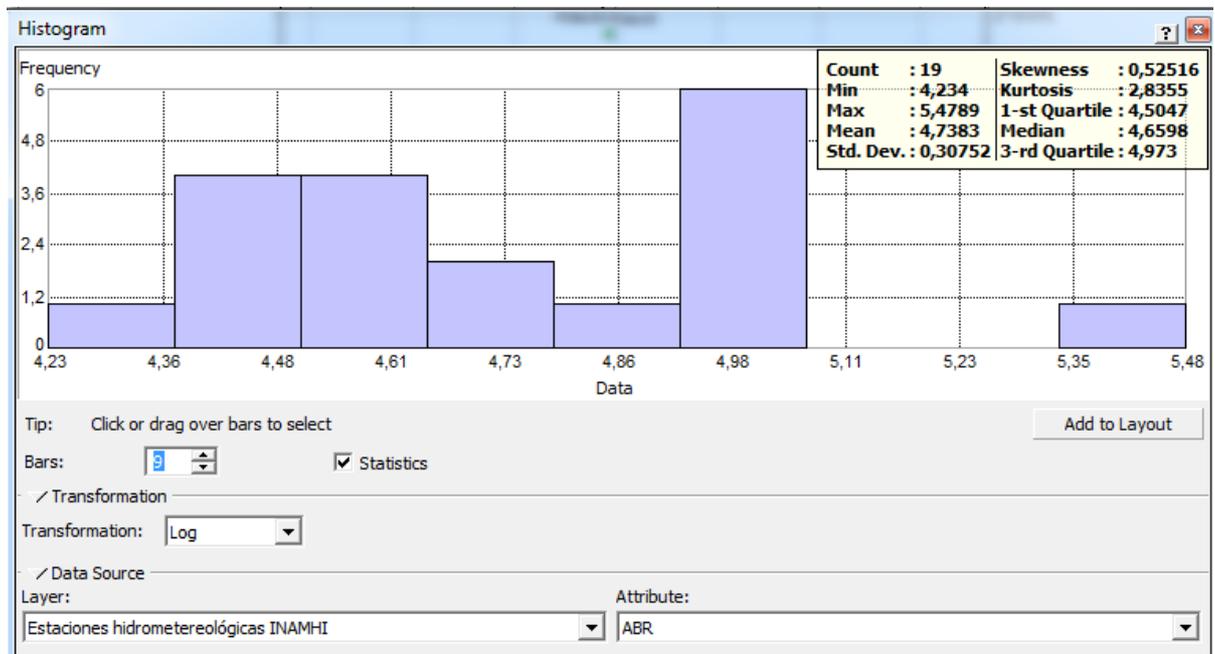


Figura 4: Transformación de tipo logarítmica

Los vacíos de información de las estaciones seleccionadas para el estudio se rellenaron utilizando la media mensual por estación para el período 1980 – 2010. Si bien los valores extremos pueden detectarse en el histograma anterior la eliminación de los mismos se realizó mediante aquellos que exceden $Q_1 - 1,5(Q_3 - Q_1) \leq x \leq Q_3 + 1,5(Q_3 - Q_1)$ (Montgomery & Runger, 2011). Para estimación de valores de estaciones en lugares remotos con acceso limitado es aconsejable la comprobación de la homogeneidad de los datos. Esta característica consiste en que su variabilidad obedece únicamente a causas climáticas y no a razones como cambio en el equipo de medición, el cambio en las condiciones de control, cambio de procedimiento para el registro de los datos, teniendo en cuenta que los patrones climáticos son estacionarios. Para la prueba de homogeneidad se utilizó el paquete de RHTestsV3 (Wang & Feng, 2010) del software RStudio, que permite detectar y ajustar puntos de cambio que podrían existir en una serie de datos que puede tener errores autoregresivos, lo que permite series de tiempo con una tendencia lineal a lo largo de todo el período de registro de datos (Wang et al., 2010). En la Tabla 4 del Anexo 1 se muestra los datos de precipitación para los 12 meses luego del proceso anteriormente indicado.

Análisis de tendencia

En caso de existir tendencia en los datos se considera a ésta como el componente no aleatorio de una superficie que puede ser representada mediante una función matemática. En muchos casos la fórmula no describe de manera exacta la superficie en el plano, en este caso, es posible eliminar la tendencia y continuar con el modelado de análisis de los residuos, que es lo que queda después de quitar la tendencia. Al modelar los residuales, se analiza la variación de corto alcance en la superficie. (Johnston et al., 2003). En esta etapa, en algunos casos, los variogramas experimentales siguen curvas suaves que se acercan al origen de gradiente decreciente: las curvas tienen formas cóncavas hacia arriba. Esta forma puede surgir presencia de tendencia local, es decir el cambio suave en la variable. En otros casos, las estimaciones experimentales aumentan bruscamente después de haber alcanzado su umbral, lo que es a menudo un signo de la tendencia a largo plazo o global. (Webster & Oliver, 2007).

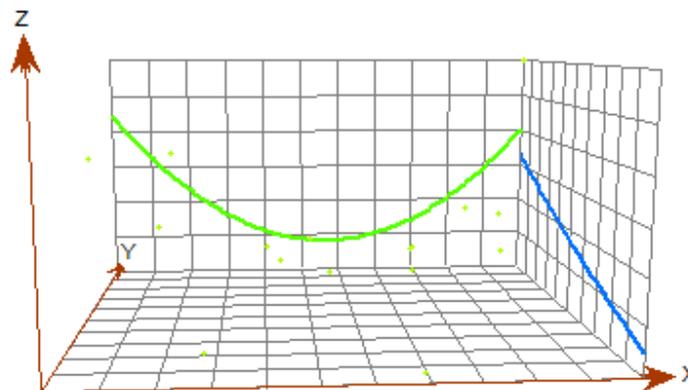
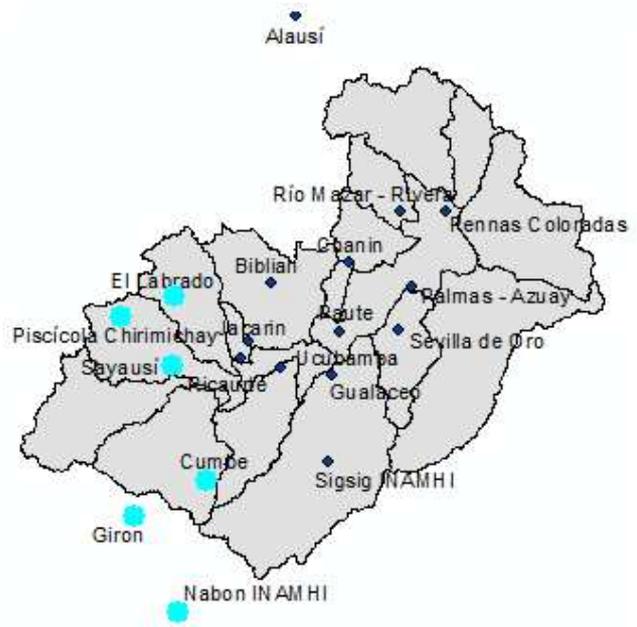
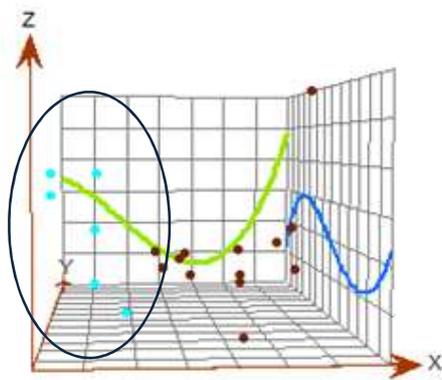


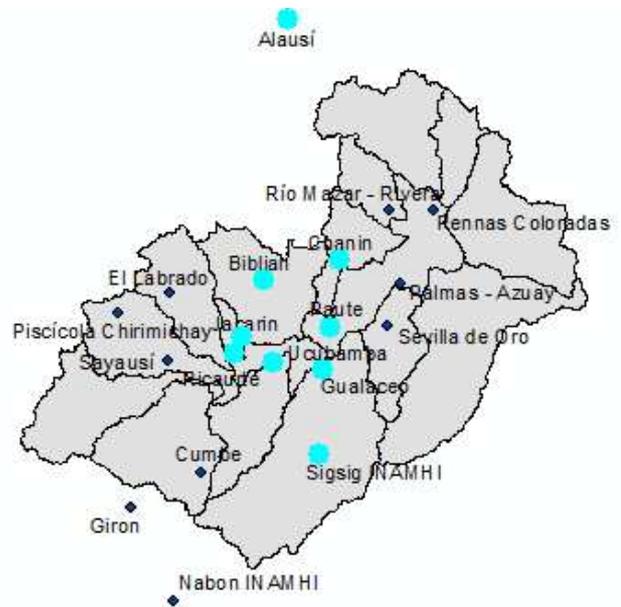
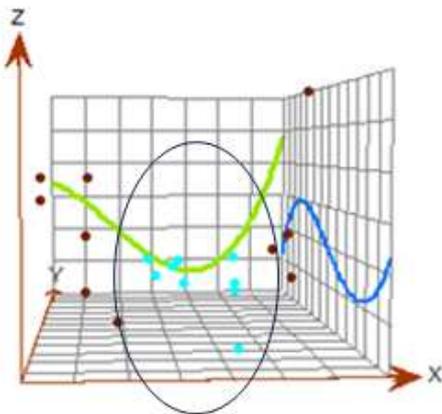
Figura 5: Análisis de tendencia en polinomio de segundo grado

En la Figura 5 se muestra el gráfico de tendencia en el plano $y - z$ tendencia norte – sur y plano $x - z$ tendencia este – oeste. La tendencia de ajuste de polinomio segundo orden, es el que por defecto asume el software ArcGis. Como se observa en el gráfico, en cada plano se ajustan los polinomios y las curvas, mediante un ajuste del propio software se puede seleccionar el orden del polinomio que mejor describa el comportamiento de la variable (Moreno Jiménez & Cañada Torrecilla, 2006). Al variar el polinomio a uno de tercer grado se observa que la curva describe de mejor manera el comportamiento de la precipitación en la cuenca del Paute.

a)



b)



c)

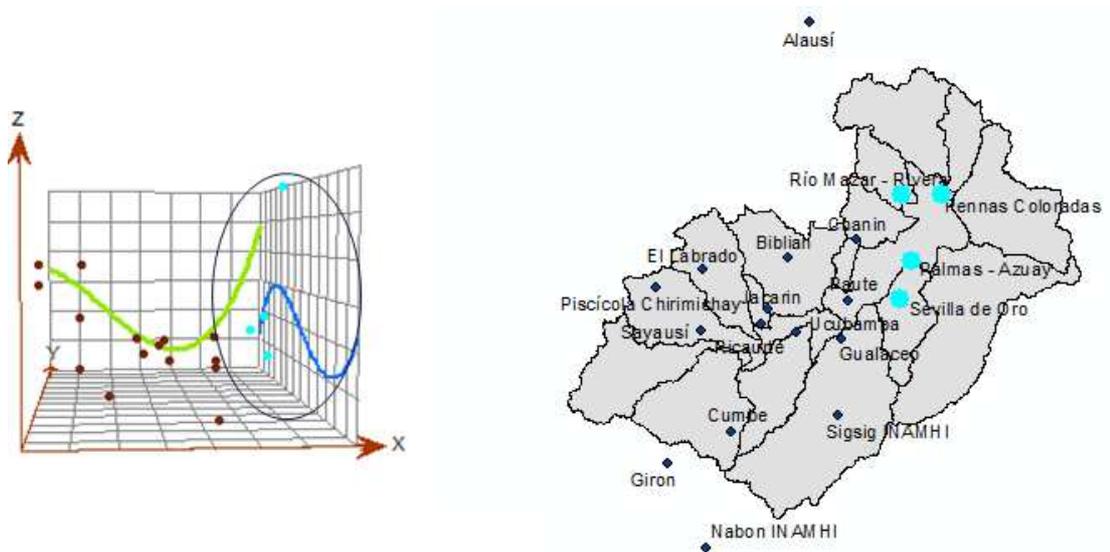


Figura 6: Tendencia de la precipitación en la CRP ajustada a un polinomio de grado 3

Como se observa en la Figura 6, la línea en color verde grafica la tendencia este – oeste de la precipitación a) elevada en los extremos (subcuencas Machángara y Tomebamba), b) disminuye en la parte central (subcuencas Burgay, Sidcay, Cuenca, Paute) y; c) nuevamente se incrementa hacia el este (subcuencas Mazar, Paute, Collay). En el caso de la tendencia Norte – Sur, d) la precipitación es mayor hacia el norte disminuyendo paulatinamente mientras se acerca al sur.

2.2.2 Análisis estructural

La etapa del análisis estructural, consiste en el estudio de la continuidad espacial de la variable mediante el cálculo del semivariograma empírico que explique la variabilidad espacial (Webster & Oliver, 2007), es decir, estimar la autocorrelación espacial de los puntos medidos, la cual implica que lo que está más cerca es más parecido a lo que está más lejos; también se asume el principio de estacionariedad el que indica que si dos lugares están a una distancia y dirección similar, tendrán similares diferencias al cuadrado entre sus valores. Para medir la autocorrelación espacial es necesario construir el semivariograma empírico, el cual está definido por la ecuación (Moreno Jiménez & Cañada Torrecilla, 2006):

$$\gamma(s_i, s_j) = 0.5 * promedio(Z(s_i) - Z(s_j))^2$$

Donde s_i y s_j son los valores en el lugar i y j , promedio se debe a que se agrupan las distancias en un determinado número de intervalos (lag bins). El cálculo de las distancias entre dos lugares se lo realiza mediante la ecuación de la distancia euclidiana según sigue (Moreno Jiménez & Cañada Torrecilla, 2006):

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$$

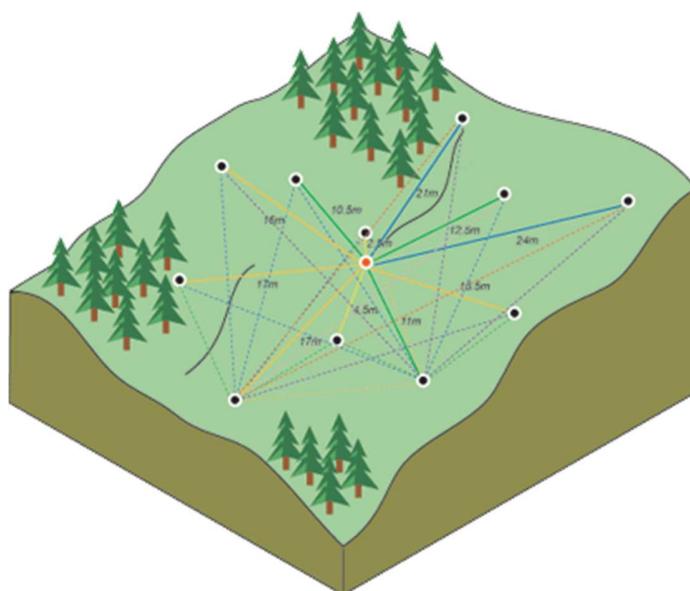


Figura 7: Cálculo de la diferencia cuadrada entre las ubicaciones asociadas

Fuente: (Johnston et al., 2003)

La imagen anterior muestra la asociación de un punto (en color rojo) con todas las demás ubicaciones medidas. Este proceso continúa con cada punto medido. Cada par de mediciones tiene una distancia única y suele haber varios pares de puntos que se agrupan en intervalos. El semivariograma empírico es un gráfico de los valores de semivariograma promediados en el eje y , y la distancia (o intervalo) en el eje x . (Johnston et al., 2003).

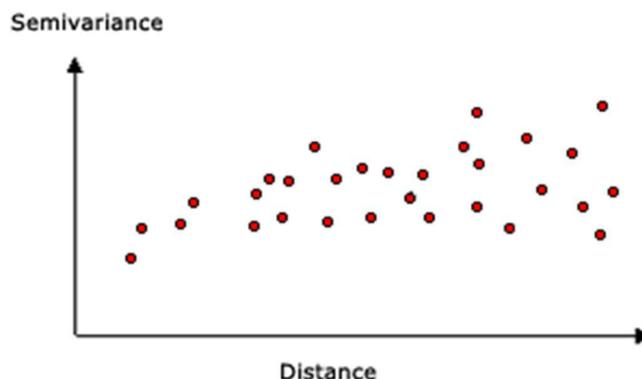


Figura 8: Semivariograma empírico

Fuente: (Johnston et al., 2003)

A partir de la observación del semivariograma (Figura 10) es posible detectar la presencia de isotropía que se define como la propiedad de un elemento de estudio cuando la autocorrelación espacial sólo depende de la distancia entre dos lugares; pero si la autocorrelación espacial tiene influencias direccionales se determina la existencia de anisotropía (Moreno Jiménez & Cañada Torrecilla, 2006), éstas propiedades pueden incluirse al ajustar el modelo elegido (es decir, una función o curva continua) al semivariograma empírico (Johnston et al., 2003). La determinación del modelo de semivariograma es un punto importante en el análisis de la información (Figura 8), pues influye en la predicción de los valores desconocidos, en particular cuando la forma de la curva cercana al origen difiere significativamente, mientras más pronunciada sea la curva cerca a al origen, más influirán los vecinos más cercanos en la predicción, y como resultado, la superficie de salida será menos suave (Moreno Jiménez & Cañada Torrecilla, 2006).

Para describir los modelos de semivariograma se hace referencia a las siguientes características (Figura 9):

Modelación del semivariograma

Rango y meseta

A cierta distancia el modelo de semivariograma se nivela (influencia espacial de la autocorrelación de la variable), ésta distancia se denomina rango. El valor en el cual el modelo de semivariograma alcanza el rango se denomina meseta (sill). Una meseta parcial (partial sill) es la meseta menos el nugget (pepita). (Johnston et al., 2003).

Nugget

El efecto nugget (pepita) puede deberse a errores de medición o a fuentes espaciales de variación a distancias que son menores que el intervalo de muestreo (o a ambas razones). Los errores de medición corresponden a los dispositivos utilizados. Los fenómenos naturales pueden variar espacialmente en un rango de escalas. La variación a micro escalas más pequeñas que las distancias de muestreo aparecerán como parte del efecto nugget (Johnston et al., 2003).

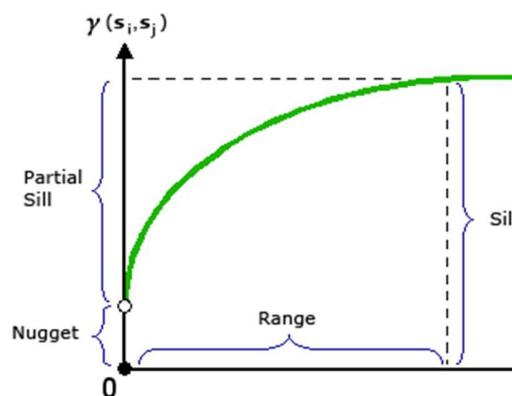


Figura 9: Componentes del semivariograma

Fuente: (Johnston et al., 2003)

Existen algunos modelos de semivariograma diseñados para ajustarse a diferentes tipos de fenómenos de forma más precisa, algunos son:

- Esférico: muestra una disminución progresiva de la autocorrelación espacial (así como un aumento en la semivarianza) hasta cierta distancia, después de la cual la autocorrelación es cero (Johnston et al., 2003). Este modelo es uno de los de uso más frecuente en geoestadística, en una, dos y tres dimensiones. (Webster & Oliver, 2007).

$$\gamma(h) = \begin{cases} c \left\{ \frac{3h}{2a} - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right\} & \text{para } h \leq a \\ c & \text{para } h > a \end{cases}$$

Donde $\gamma(h)$ es el semivariograma esférico con rango a y meseta o sill c para un intervalo de distancia h . (Webster & Oliver, 2007).

- Exponencial: se aplica cuando la autocorrelación espacial disminuye exponencialmente cuando aumenta la distancia. En este caso, la autocorrelación desaparece por completo solo a una distancia infinita (Johnston et al., 2003).

$$\gamma(h) = c \left\{ 1 - \exp\left(-\frac{h}{r}\right) \right\}$$

El parámetro r define la extensión espacial del modelo.

- Gaussiano: Al igual que en el modelo exponencial, tiende a alcanzar la meseta asintóticamente, y el rango se define como la distancia a la cual el variograma alcanza el 95% de la meseta (Johnston et al., 2003).

$$\gamma(h) = c \left\{ 1 - \exp\left(-\frac{h^2}{r^2}\right) \right\}$$

Al igual que en los modelos anteriores c es la meseta y el r parámetro de distancia.

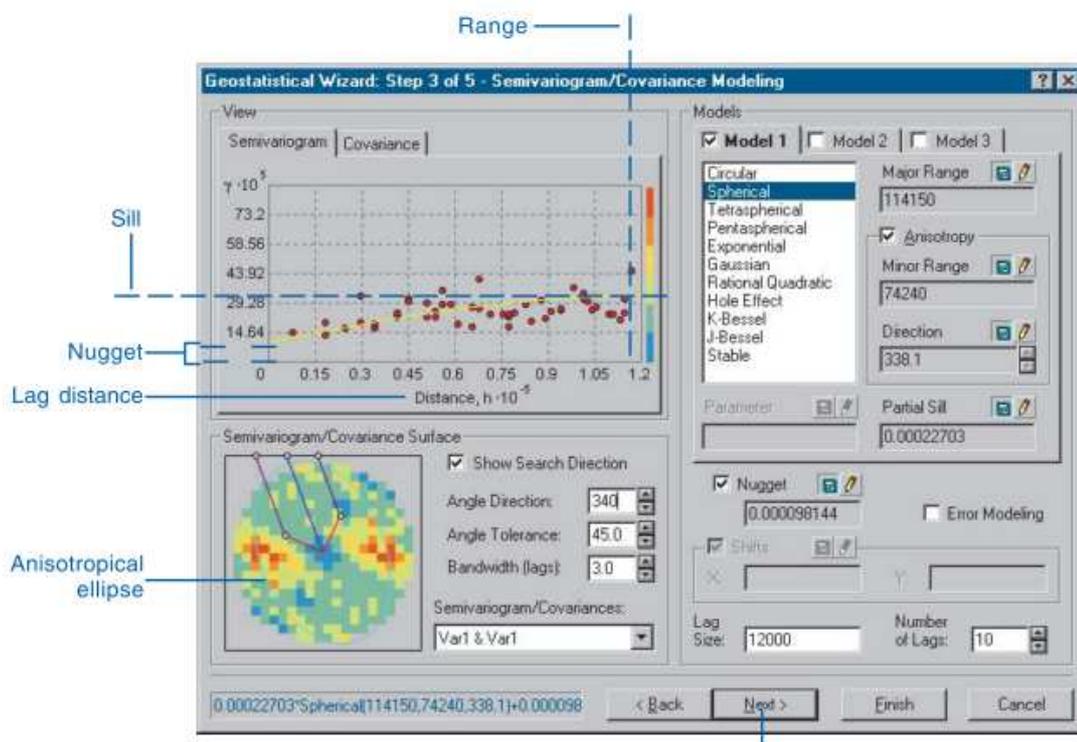


Figura 10: Ajuste del semivariograma

Fuente: (Johnston et al., 2003)

El modelado del semivariograma es un paso clave entre la descripción y la predicción espacial. En la Figura 10 se muestra la ventana de ajuste de modelo para describir la autocorrelación espacial. En esta investigación se ajustó el modelo esférico, ya que es el más utilizado para modelar procesos de precipitación (Goovaerts, 2000).

Otro aspecto a tomar en cuenta al realizar la interpolación es la búsqueda de vecinos misma que emplea criterios de forma de vecindad como elipse o círculo según exista anisotropía o isotropía y establecimiento de restricciones de puntos dentro de la forma en donde se selecciona el número deseado y el mínimo a considerarse dentro de la figura que, para evitar tendencias, está dividida en sectores o no según se decida. El número de puntos y sectores debe definirse en base a la localización espacial de la muestra de datos (Johnston et al., 2003).

2.2.3 Predicción de superficies y valoración de resultados

Con el fin de comparar los dos métodos y comprobar la validez de la interpolación para lugares no muestrales, se empleó validación cruzada, la misma que trabaja de la siguiente manera:

- 1.- Se calcula el variograma experimental a partir de todo el conjunto de datos de la muestra y los modelos se ajustan a este.
- 2.- Para cada modelo, Z se estima a partir de los datos y el modelo Kriging en cada punto de muestreo, a su vez después de excluir el valor muestral en ese punto. Se calcula también la varianza del método.
- 3.- Luego del proceso anterior se calculan las medidas estadísticas de diagnóstico a partir de los resultados obtenidos:

Error medio:

$$EM = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Z}(s_i) - z(s_i))}{n}$$

Error medio cuadrático:

$$EMC = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Z}(s_i) - z(s_i))^2}{n}}$$

Error medio cuadrático estandarizado:

$$EMCS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \left[\frac{(\hat{Z}(s_i) - z(s_i))^2}{\hat{\sigma}(s_i)} \right]}{n}}$$

Error medio estandarizado:

$$EMS = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Z}(s_i) - z(s_i)) / \hat{\sigma}(s_i)}{n}$$

Error promedio estándar:

$$EMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \hat{\sigma}^2(s_i)}{n}}$$

El error medio estandarizado debe ser cercano a 0, esto debido a que los modelos aplicados son insesgados, sin embargo, no es una medida robusta para el diagnóstico porque Kriging no es sensible a las inexactitudes del semivariograma, pero se prefiere un EMS lo más pequeño posible. (Webster & Oliver, 2007).

El error medio cuadrático estandarizado debe ser cercano a uno, si es mayor que uno, indica que la variabilidad de la predicción ha sido infraestimada y si es menor que uno, se ha sobrestimado la variabilidad. (Moreno Jiménez & Cañada Torrecilla, 2006). En la Tabla 3, se indican las medidas de error obtenidas, como en estudios previos (Coulibaly & Becker, 2009) y (Tao, 2009), se ha considerado aquellos parámetros que generaron resultados lo más cercano a la realidad y proporcionan medidas de error razonablemente aceptable.

3 Resultados y discusión

Sobre los datos para el histórico de 30 años (1980 - 2010) luego del análisis exploratorio de datos espaciales, para todos los meses, se obtuvo información normalmente distribuida aplicando transformación logarítmica y se eliminaron los valores extremos. Se observó que la precipitación en el área de estudio presenta el componente de tendencia O - E, mismo que se removió al

momento de generar las superficies de análisis y se identificó la presencia de anisotropía. Las superficies generadas correspondientes a los mapas de predicción de los meses que registran mayor y menor precipitación media en el período de análisis, siendo para el caso, abril (119,75 mm) y agosto (50,59 mm) respectivamente como se observa en la Tabla 2; mostraron mejores resultados, menor error en la predicción, superficies más suaves y sin saltos bruscos en la interpolación, al incluir los valores que a continuación se indican:

Kriging Ordinario

El mapa de predicción del mes de abril (Figura 11) se generó con precipitaciones media desde 68,99 mm a 239,59 mm, el modelo esférico con nugget de 0,03 y meseta parcial de 0,001; la anisotropía en el semivariograma se ajustó con un ángulo de dirección de 280,9° con una tolerancia de 45°, el tamaño de ventana de análisis se fijó en 10,5 Km con 10 intervalos. El parámetro de vecindad se fijó en máximo de 5 puntos y mínimo de 2 con una elipse segmentada en 4 transectos. En la gráfica se observa que el área de mayor precipitación se registra, al noroeste de la cuenca del Paute (subcuencas Machángara y Tomebamba) con las estaciones Sayausí, Piscícola Chirimichay, y El Labrado; así como al noreste las subcuencas Paute, Collay y Mazar, fuertemente influenciadas por los registros de las estaciones Peñas Coloradas, Sevilla de Oro, Palmas y Río Mazar – Rivera.

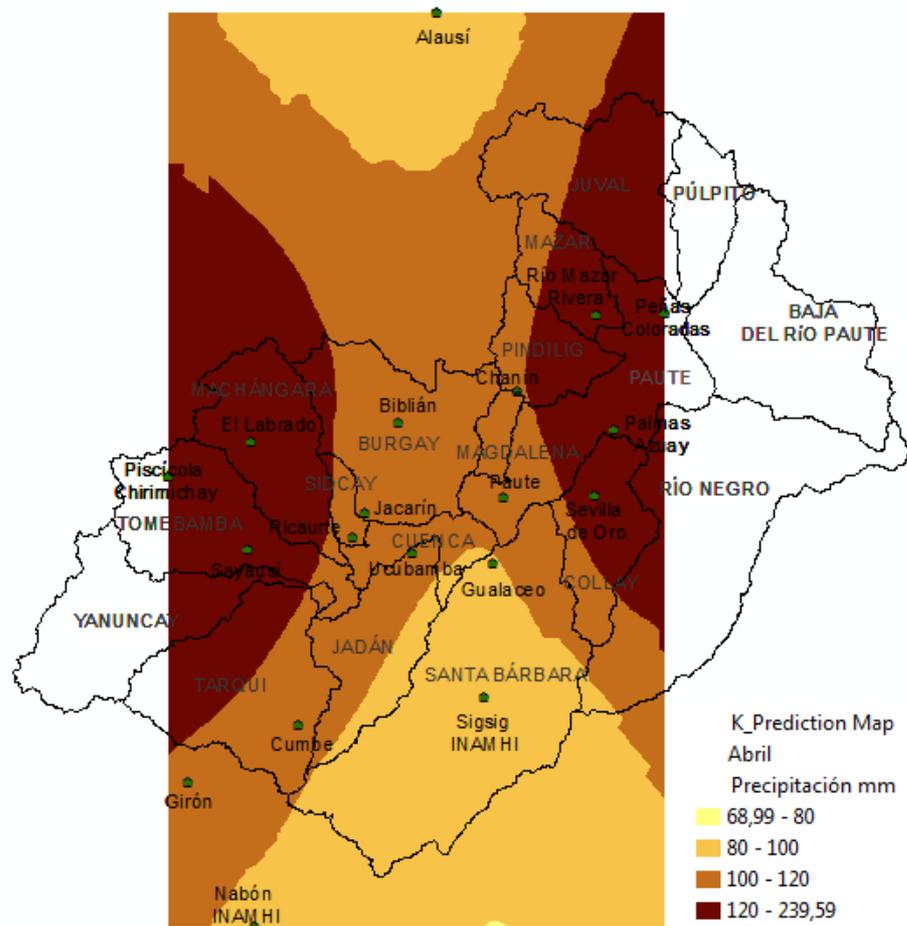


Figura 11. Mapa de predicción Kriging para el mes de abril

Para la predicción del mes de agosto (Figura 12) el modelo se generó con precipitaciones medias de 2,88 mm a 259,68 mm, con nugget de 0,23 y meseta parcial de 1,09; el semivariograma se ajustó con un ángulo de dirección de 36,2° con una tolerancia de 45°, el tamaño de ventana de análisis se fijó en 18 Km con 9 intervalos. El tamaño de vecindad fue de máximo 5 puntos y un mínimo de 2. En la gráfica siguiente, se observa que el área de mayor precipitación corresponde los registros de las estaciones Peñas Coloradas, Palmas, Sevilla de Oro y Chanín (subcuencas Mazar, Paute, Collay), que tienen observaciones mayores incluso a las de Piscícola Chirimichay y El Labrado, (subcuencas Machángara y Tomebamba).

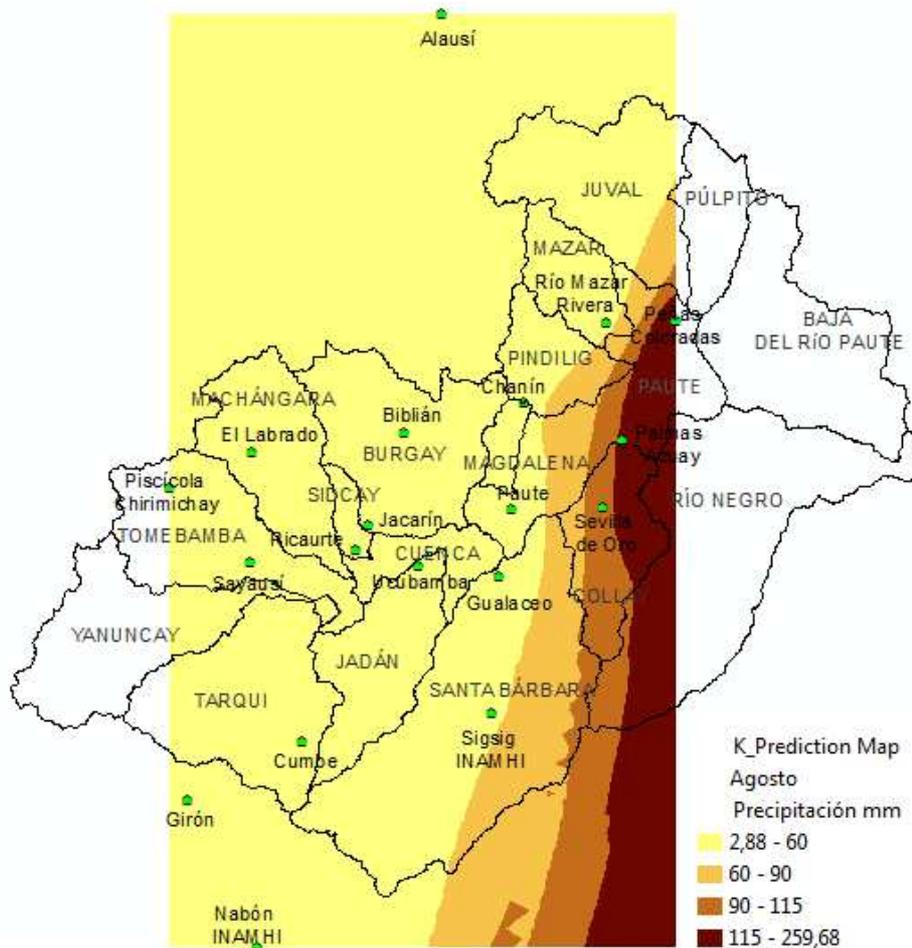


Figura 12. Mapa de predicción Kriging para el mes de agosto

Cokriging Ordinario

Los mapas de predicción Cokriging se generaron con el parámetro de altitud (MDT) con transformación logarítmica.

Para el caso del mes de abril, se ajustó el modelo esférico con nugget de 0,03 y meseta parcial de 0,0001; la anisotropía en el semivariograma con un ángulo de dirección de 13.9° con una tolerancia de 45°, el tamaño de ventana de análisis se fijó en 50 Km con 12 intervalos. El parámetro de vecindad se fijó en máximo de 5 puntos y mínimo de 2 con una elipse segmentada en 4 transectos.

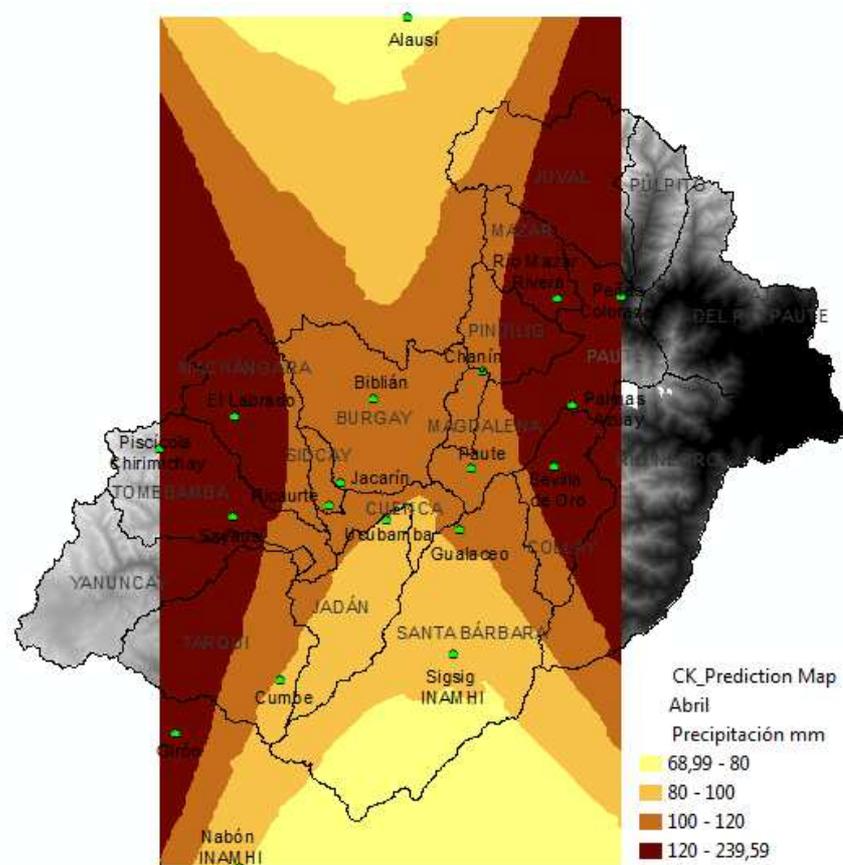


Figura 13. Mapa de predicción Cokriging para el mes de abril

En la gráfica anterior se observa que el comportamiento de la precipitación sigue el mismo patrón que el descrito en el caso de Kriging, es decir, precipitaciones elevadas al noroeste de la cuenca del Paute (subcuencas Machángara y Tomebamba) con las estaciones Sayausí (2.800 metros), Piscícola Chirimichay (3.497 metros), y El Labrado (3.650 metros); y, noreste (subcuencas Mazar, Paute, Collay) influenciados por los registros de las estaciones Peñas Coloradas (2.385 metros), Sevilla de Oro (2.360 metros), Palmas (2.407 metros), y Río Mazar – Rivera (2.448 metros). Como se observa, a pesar de vincular la variable altura el mapa de predicción Cokriging presenta resultados muy parecidos al generado con Kriging.

En el mes de agosto (Figura 14) a pesar de tener menor presencia de precipitaciones (2,88 mm hasta los 259,68 mm), se observa una fuerte influencia de las estaciones cercanas a la zona oriental, Peñas Coloradas (2.385 metros), Sevilla de Oro (2.360 metros), Palmas (2.407 metros y Río Mazar – Rivera (2.448 metros). El modelo de este mes se generó con nugget de 0,27 y meseta parcial de 0,0001; el semivariograma se ajustó con un ángulo de dirección de 13,8° con

una tolerancia de 45°, el tamaño de ventana de análisis se fijó en 54 Km con 12 intervalos. El tamaño de vecindad fue de máximo 5 puntos y un mínimo de 2.

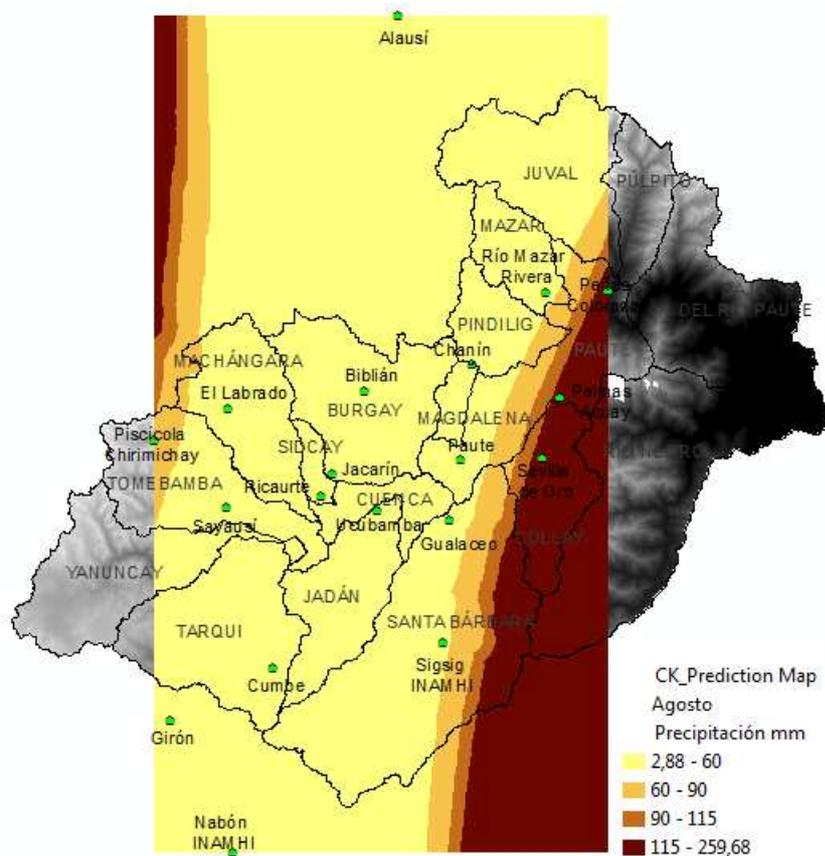


Figura 14. Mapa de predicción Cokriging para el mes de agosto

La tendencia descrita en el caso de Cokriging por la variable altura, puede entenderse debido a que la parte oeste de la CRP es la zona más con mayor altitud, sobre los 3.200 metros, al centro se ubican las estaciones localizadas entre los 2.200 metros y 2.700 metros de altura, y hacia el este la precipitación sube considerablemente a pesar de ser una zona de estaciones ubicadas en lugares más bajos, alrededor de los 2.300 metros, debido a que se encuentra muy próxima la región oriental e influyen factores como clima, humedad, vientos, entre otros.

Validación cruzada:

Luego de realizar pruebas donde se variaron los parámetros de ajuste del semivariograma, y habiendo determinado los valores indicados anteriormente como aquellos en los que el modelo produce menores errores de predicción, se obtuvo:

Para el caso del mes de abril se observa la recta de mejor ajuste (línea azul) tiene pendiente lo que asegura autocorrelación, con el método Kriging, el error medio estandarizado fue de -0,054; y el error medio cuadrático estandarizado de 1,46. Cokriging presentó -0,042 en error medio estandarizado y un error medio cuadrático estandarizado de 1,5.

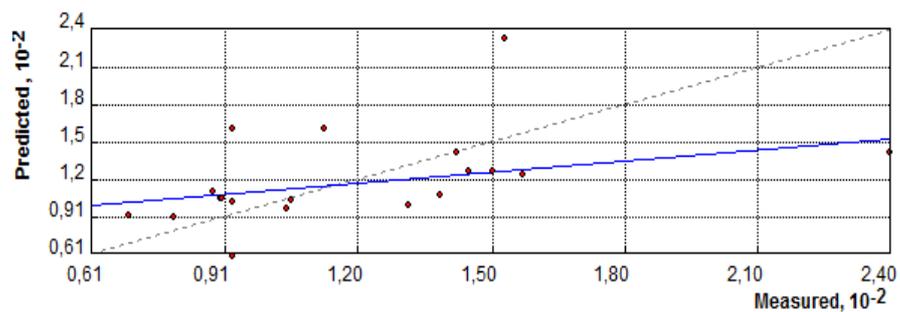


Figura 15: Recta de dispersión para los valores predichos y medidos con Kriging para el mes de abril.

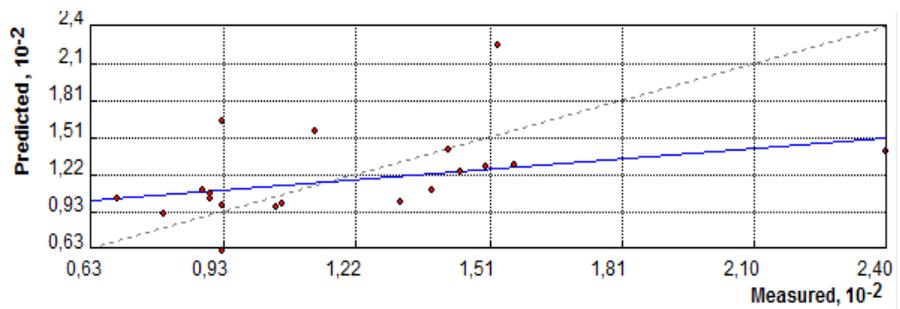


Figura 16: Recta de dispersión para los valores predichos y medidos con Cokriging para el mes de abril.

En los gráficos QQ Plot de error se observa, que los valores no logran adaptarse aún a la recta de dispersión.

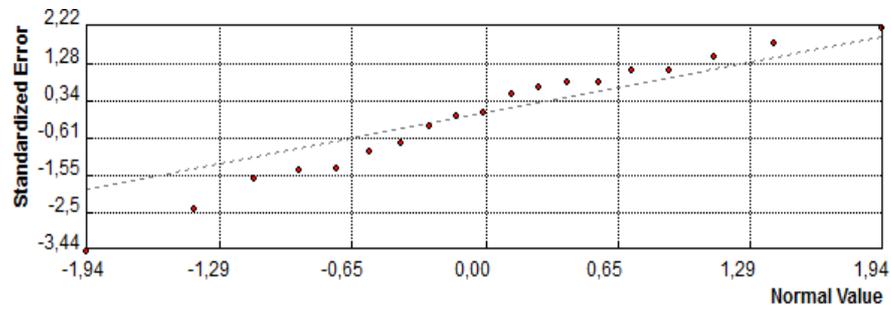


Figura 17: Gráfico QQ-plot de error para el método Kriging en mes de abril

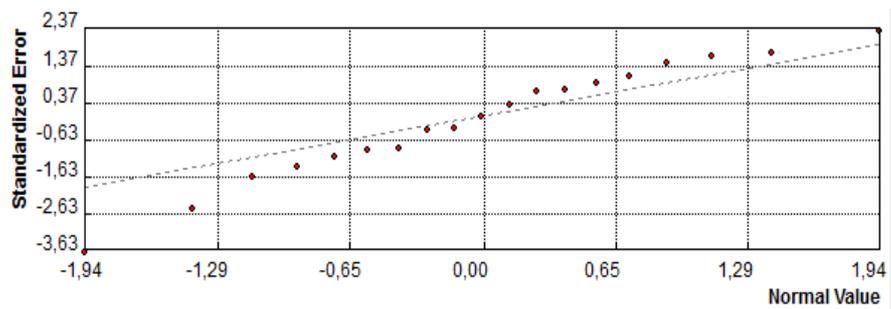


Figura 18: Gráfico QQ-plot de error para el método Cokriging en mes de abril

En el mes de agosto Kriging presenta un el error medio estandarizado de $-0,18$ y el error medio cuadrático estandarizado de $1,01$; Cokriging presenta valores de $-0,38$ y $1,50$ para el error medio estandarizado y error medio cuadrático estandarizado respectivamente.

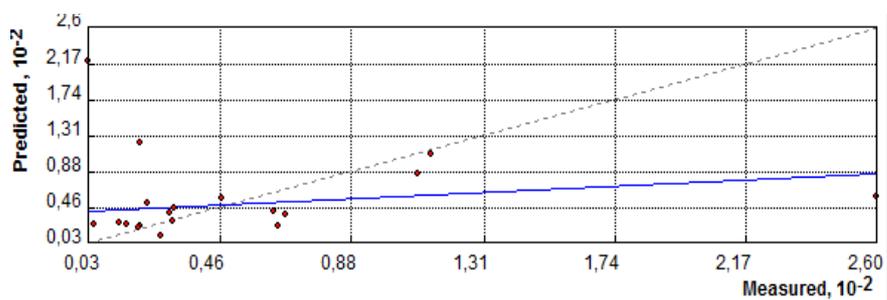


Figura 19: Recta de dispersión para los valores predichos y medidos con Kriging para el mes de agosto.

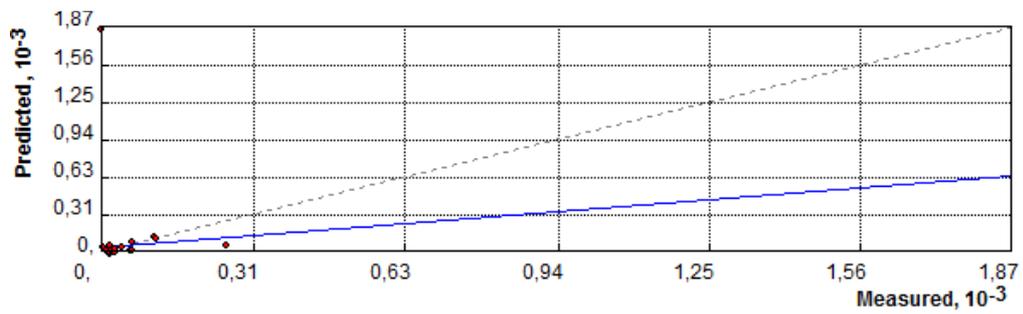


Figura 20: Recta de dispersión para los valores predichos y medidos con Cokriging para el mes de agosto.

Al igual que en el mes de abril, los gráficos QQ Plot de error del mes de agosto para ambos métodos muestran que los valores no logran adaptarse aún a la recta de dispersión.

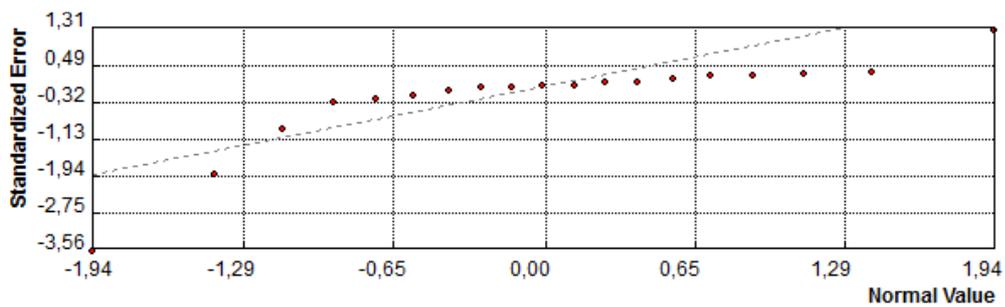


Figura 21: Gráfico QQ-plot de error para el método Kriging en mes de agosto

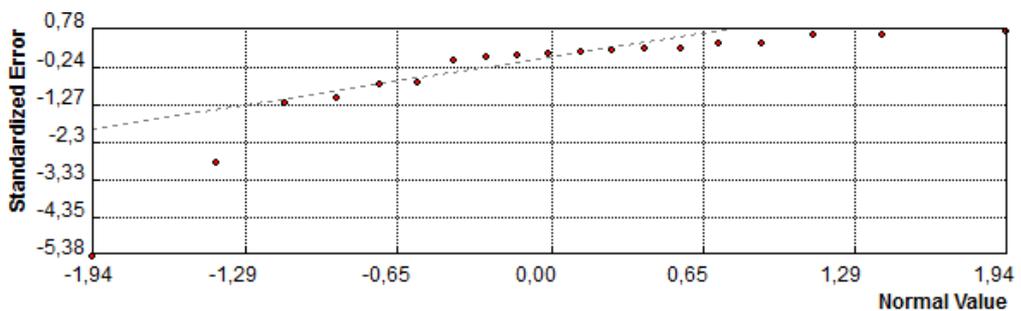


Figura 22: Gráfico QQ-plot de error para el método Cokriging en mes de agosto

En la Tabla 3 se muestran los parámetros con los que se generaron los mapas de Kriging y Cokriging para los 12 meses.

Método	Mes	Semivariograma						Validación Cruzada (Medidas de Error)				
		Nugget	Meseta	Dirección	Tolerancia	Tamaño de Ventana	# Intervalos	Medio	Medio Cuadrático	Promedio Estándar	Medio Estandarizado	Medio Cuadrático Estandarizado
Kriging	Enero	0,0001	0,03	308,5	45	3390	12	-0,34	19,48	13,08	-0,10	1,40
	Febrero	0,02	0,0001	9	45	10800	11	2,22	28,91	15,49	-0,03	1,58
	Marzo	0,012	0,0051	318	59,9	9050	9	-0,72	22,92	15,4	-0,08	1,30
	Abril	0,031	0,0001	280,9	45	10500	10	2,36	39,32	24,41	-0,05	1,46
	Mayo	0,08	0,016	292,7	51,1	10000	10	3,90	61,30	35,16	-0,16	1,66
	Junio	0,23	0,63	24	55,2	10453	13	2,76	103,03	150,1	-0,21	1,01
	Julio	0,31	1,02	43	45	12493	10	6,94	112,30	249,4	-0,18	1,01
	Agosto	0,23	1,09	36	45	18000	9	7,35	74,10	163,3	-0,18	1,01
	Septiembre	0,14	0,52	44,7	45	15000	12	3,38	57,67	65,88	-0,25	1,50
	Octubre	0,014	0,16	247,7	45	9500	8	5,90	43,05	30,5	-0,06	1,63
	Noviembre	0,001	0,16	68,4	45	10800	8	7,06	38,34	28,06	-0,04	1,54
	Diciembre	0,003	0,09	70,6	45	10700	9	4,61	30,94	20,05	-0,06	1,81
Cokriging	Enero	0,032	0,12	356,7	45	15500	15	0,26	25,57	20,39	-0,17	1,50
	Febrero	0,016	0,0004	15,8	45	24122	12	0,14	23,08	15,52	-0,07	1,30
	Marzo	0,016	0,0002	14,2	45	54122	10	0,18	22,45	15,52	-0,05	1,20
	Abril	0,031	0,0001	13,9	45	50000	12	2,35	38,96	23,89	-0,04	1,50
	Mayo	0,08	0,0001	16,2	45	20000	11	4,14	62,65	34,89	-0,16	1,70
	Junio	0,22	0,0001	13,8	45	54122	11	15,30	119,02	98,93	-0,29	1,53
	Julio	0,31	0,0001	12	45	55000	12	52,64	258,03	309,4	-0,38	1,54
	Agosto	0,27	0,0001	13,8	45	54000	12	97,03	432,50	614,4	-0,38	1,50
	Septiembre	0,13	0,0001	11	45	54122	12	14,42	84,04	57,64	-0,32	1,74
	Octubre	0,04	0,0003	14,1	45	54122	12	3,59	40,41	41,8	-0,15	1,07
	Noviembre	0,059	0,0001	12	45	54122	10	4,31	38,67	30,97	-0,15	1,05
	Diciembre	0,034	0,0001	13	45	54000	12	1,80	29,41	22,35	-0,14	1,20

Tabla 3: Medidas de ajuste y de error para los modelos Kriging y Cokriging

Los mapas generados tanto para Kriging y Cokriging no muestran diferencias significativas en los resultados. En las pruebas realizadas con la variación de parámetros antes indicados, se identificó que es posible reducir las medidas de error al ajustar el tamaño de vecindad en los modelos, pero debido a que se dispone de 19 estaciones en 6.442 km², y los métodos se basan en la distancia euclidiana entre puntos de medición, las superficies generadas resultaron visiblemente menos suavizadas y con saltos en la interpolación que no ha sido posible explicarlos basándonos en las variables que en este estudio se han empleado, por lo que no se consideraron los mapas generados bajo parámetros de reducción de vecindad.

Debido a que no se logró determinar una relación directa entre la precipitación y la altura en el caso de Cokriging, y que los meses analizados (abril y agosto) presentan diferencias de precipitación muy significativas entre sí al corresponder a estaciones diferentes (invierno y verano), en futuros estudios, se podría ajustar el modelo con información histórica de temperatura, registros de viento, humedad, entre otros aspectos íntimamente ligados a la presencia de precipitación en la cuenca del Paute.

4 Conclusiones

- La aplicación métodos geoestadísticos para la estimación de valores en sitios desprovistos de información implica un conocimiento previo de la variable que se va a estimar, esto con el fin de que las etapas de análisis exploratorio de datos espaciales, análisis estructural y predicción de superficies logren reflejar el comportamiento de la variable lo más cercano posible a la realidad.
- Esta investigación empleó los datos de la precipitación mensual promedio del período 1980 – 2010 de 19 estaciones meteorológicas ubicadas en la cuenca del Paute cuya extensión es de 6.442 km² con altitudes que van desde 440 m.s.n.m. hasta 4680 m.s.n.m. y con presencia de dos estaciones: invierno y verano.
- Los mapas resultantes de Kriging y Cokriging para los 12 meses, se generaron a partir de datos sin valores extremos, homogenizados y transformados logarítmicamente. El ajuste de los parámetros del semivariograma empírico con modelo esférico (nugget, meseta, rango, intervalos, tamaño de ventana y vecindad) se realizó cuidando obtener la menor medida de error posible y respetando el comportamiento de la variable en el área de estudio. Cabe indicar que para resultados óptimos es imprescindible incluir criterios de hidrología, lo que debido a la especialización del tema, queda fuera del alcance de este estudio.

- Los mapas de predicción Kriging y Cokriging resultantes no mostraron diferencias significativas, lo que nos lleva plantearnos como futuras investigaciones la estimación de la precipitación como un proceso complejo que depende de otras variables a parte de la altura, tales como temperatura, viento, pendiente, etc.

5 Bibliografía

- Bergdahl, M., Ehling, M., Elvers, E., & Földesi, E. (2007). *Handbook on Data Quality Assessment Methods and Tools*.
- Buytaert, W., Celleri, R., Willems, P., Bièvre, B. De, & Wyseure, G. (2006). Spatial and temporal rainfall variability in mountainous areas: A case study from the south Ecuadorian Andes. *Journal of Hydrology*, 329(3-4), 413–421. doi:10.1016/j.jhydrol.2006.02.031
- Celleri, R., Willems, P., Buytaert, W., & Feyen, J. (2007). Space – time rainfall variability in the Paute Basin , Ecuadorian Andes. *Wiley InterScience*, 3327(August), 3316–3327. doi:10.1002/hyp
- Coulibaly, M., & Becker, S. (2009). Spatial Interpolation of Annual Precipitation in South Africa- Comparison and Evaluation of Methods Spatial Interpolation of Annual Precipitation in South Africa - Comparison and Evaluation of Methods. *Water International*, (May 2012), 37–41.
- Díaz Viera, M. A. (2002). *Geoestadística Aplicada*. (U. Instituto de Geofísica, Ed.).
- Goovaerts, P. (2000). Geostatistical approaches for incorporating elevation into the spatial interpolation of rainfall. *Journal of Hydrology*, 228(1-2), 113–129. doi:10.1016/S0022-1694(00)00144-X
- Hevesi, J., Istok, J., & Flint, A. (1992). Precipitation Estimation in mountainous Terrain Using Multivariate Geostatistics Part I.pdf.
- Johnston, K., Ver Hoef, J. M. ., Krivoruchko, K., & Lucas, N. E. (2003). Using ArcGIS Geostatistical Analyst.
- Montgomery, D. y Runger, G. (2011). *Applied Statistic and Probabilistic for Engineers*. 5th ed. USA: John Wiley & Sons.
- Moreno Jiménez, A., & Cañada Torrecilla, R. (2006). *Sistemas y Análisis de la Información Geográfica* (pp. 745 – 868).
- Tao, T. (2009). Uncertainty Analysis of Interpolation Methods in Rainfall Spatial Distribution—A Case of Small Catchment in Lyon. *Journal of Water Resource and Protection*, 01(02), 136–144. doi:10.4236/jwarp.2009.12018
- Thiessen, A. H. (1911). Precipitation averages for large areas, (7), 1082–1084.

- Univesidad del Azuay, U., & Consejo de Gestión de aguas de la cuenca del Paute, C. (2008). *Proyecto : Caracterización territorial de la cuenca hidrográfica del río Paute, Fase I y II.*
- UMACPA, 1996, Plan de manejo del sistema de áreas de bosque y vegetación protectora de la cuenca del río Paute - Plan estratégico. 1996. Cuenca-Ecuador. 100p
- Vicente-Serrano, S., Saz-Sánchez, M., & Cuadrat, J. (2003). Comparative analysis of interpolation methods in the middle Ebro Valley (Spain): application to annual precipitation and temperature. *Climate Research*, 24, 161–180.
- Wang, X. L., Chen, H., Wu, Y., & Feng, Y. (2010). New Techniques for the Detection and Adjustment of Shifts in Daily Precipitation Data Series. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 2416–2436. doi:10.1175/2010JAMC2376.1
- Wang, X. L. & Feng, Y. (2010). RHtestV3 Users Manual. Climate Research Division Atmospheric Science and Technology Directorate Science and Technology Branch, Environment Canada Toronto, Ontario, Canada. Published online at <http://cccma.seos.uvic.ca/ETCCDMI/software.shtml>
- Webster, R., & Oliver, M. (2007). *Geostatistics for Environmental Scientists* (Second Edi., p. 333). John Wiley & Sons, Ltd.
- Zhang, X., & Srinivasan, R. (2009). GIS-Based Spatial Precipitation Estimation: A comparison of Geostatical approaches, *45*(4), 894–906.

6 Anexos

Estación	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre
Palmas - Azuay	56,51	84,25	98,81	142,39	130,79	175,85	176,58	114,71	92,71	80,40	79,26	73,40
Paute	52,87	63,33	92,61	87,92	60,39	50,27	42,67	30,88	27,31	71,35	77,93	77,45
Gualaceo	67,72	76,45	93,70	89,84	61,53	41,32	32,76	22,06	31,12	83,62	90,71	77,09
Jacarín (Solano)	59,76	68,49	91,41	89,58	49,24	29,89	18,07	15,37	22,86	72,07	83,36	73,02
Biblian	60,79	94,44	111,22	105,61	72,97	46,13	43,51	29,39	40,89	76,75	100,70	80,01
Ucubamba	57,96	69,98	101,44	104,37	59,52	24,00	21,78	13,21	36,31	66,86	69,32	67,75
El Labrado	97,76	120,61	140,02	150,70	119,25	92,33	89,12	63,17	69,22	100,29	96,87	105,21
Pennas Coloradas	133,98	173,16	173,26	239,59	299,33	420,43	409,36	259,68	225,92	158,57	126,40	132,75
Río Mazar - rivera	65,58	81,04	101,25	92,38	53,91	28,93	18,40	19,93	31,33	67,14	72,94	76,31
Chanin	52,99	80,15	119,09	138,99	112,60	102,80	92,50	67,12	60,60	90,79	98,18	72,93
Piscícola Chirimichay	97,65	107,71	131,45	153,40	130,22	95,45	85,01	65,00	76,93	110,43	107,67	108,77
Cumbe	49,03	71,13	77,69	92,29	66,85	43,64	31,41	26,56	32,43	66,09	64,35	61,75
Sigsig INAMHI	37,94	64,22	73,80	79,32	67,60	51,85	65,85	46,41	38,02	58,78	48,82	53,46
Ricaurte - Cuenca	66,77	93,17	119,98	131,94	90,38	42,76	22,84	19,27	42,31	105,44	94,01	94,17
Sayausí (Matadero DJ)	75,70	99,94	114,88	157,23	110,62	64,66	42,79	30,41	54,17	111,05	97,71	91,53
Sevilla de Oro	74,95	105,02	106,96	145,15	141,18	164,89	146,38	110,39	84,88	88,56	85,65	83,56
Alausí	53,86	79,70	94,95	68,99	46,33	17,11	5,80	2,88	8,73	27,26	23,95	38,66
Giron	91,87	114,08	169,26	113,08	48,01	12,38	6,07	4,94	16,82	42,02	55,18	89,30
Nabon INAMHI	65,58	81,04	101,25	92,38	53,91	28,93	18,40	19,93	31,33	67,14	72,94	76,31

Tabla 4: Datos de precipitación mensual del período 1980 – 2010 luego del Análisis Exploratorio de Datos Espaciales

Mapas de interpolación kriging y cokriging de precipitación media para el mes de Enero

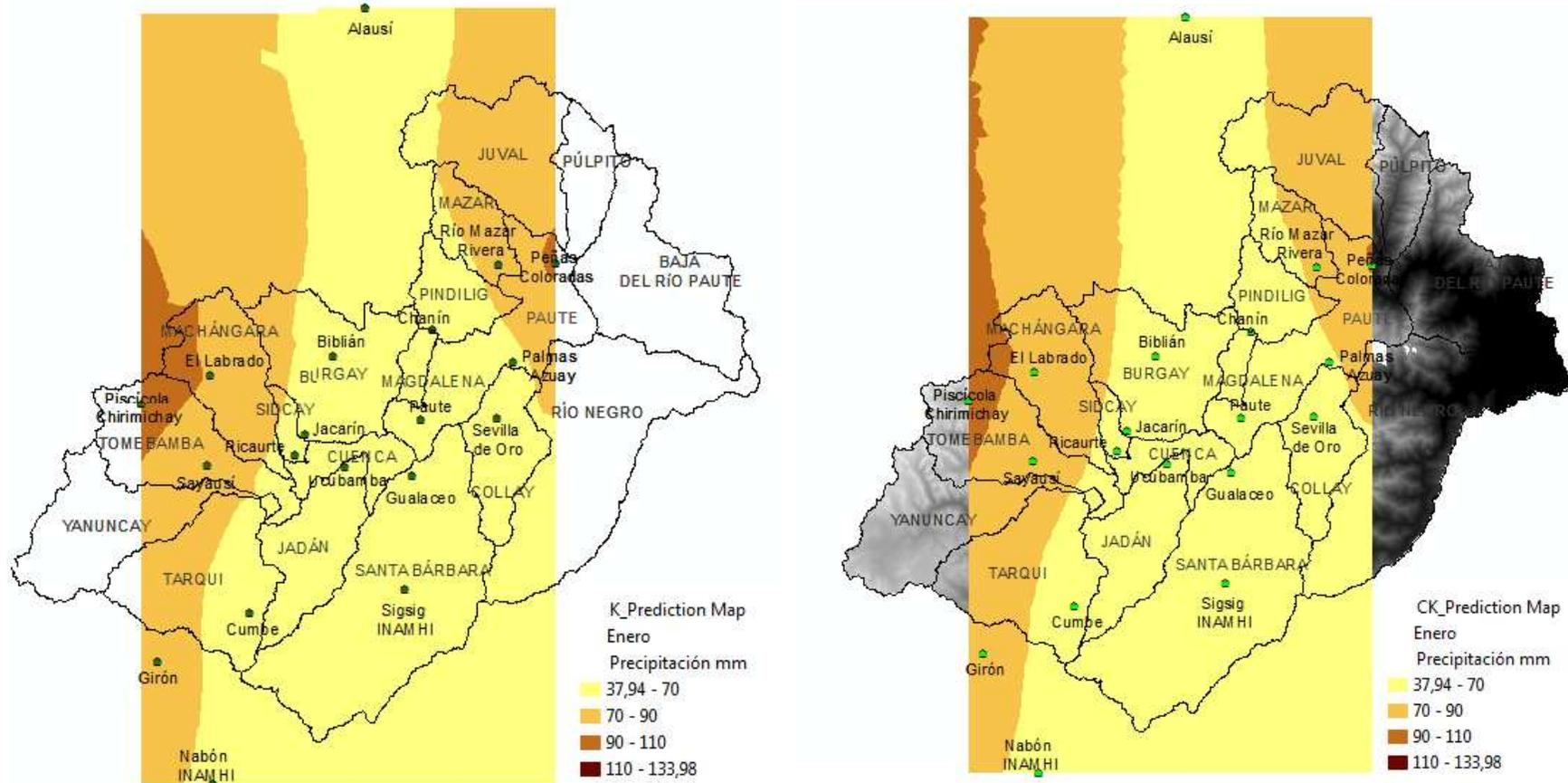
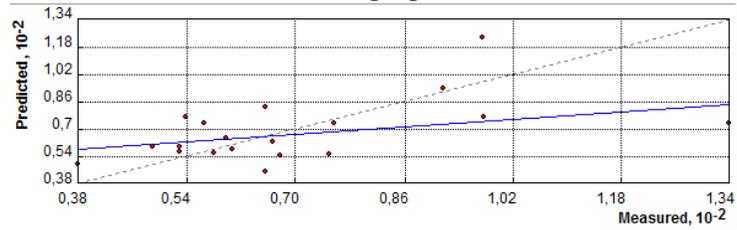
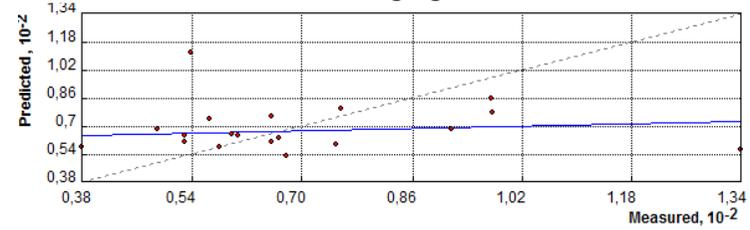


Gráfico de errores de predicción para el mes de Enero

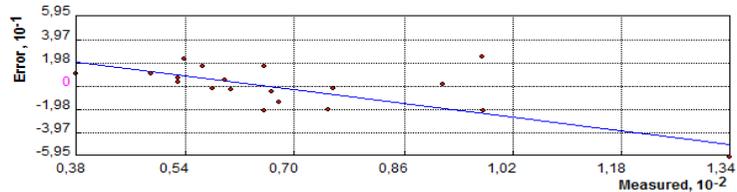
Kriging



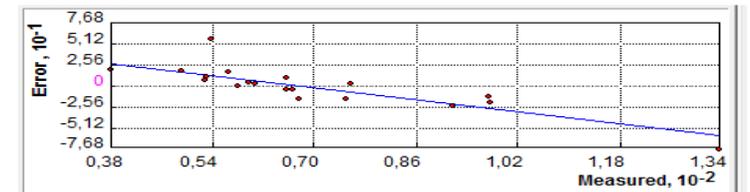
Cokriging



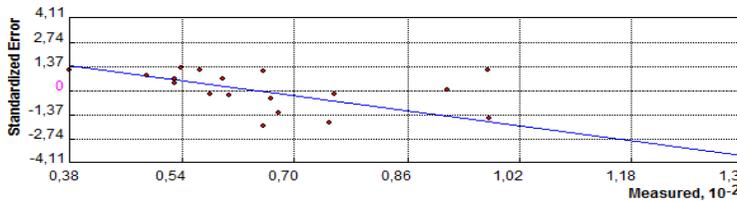
Predicción



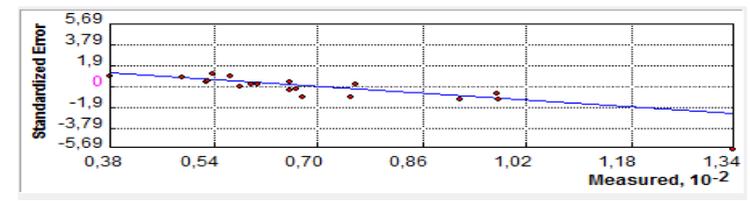
Predicción



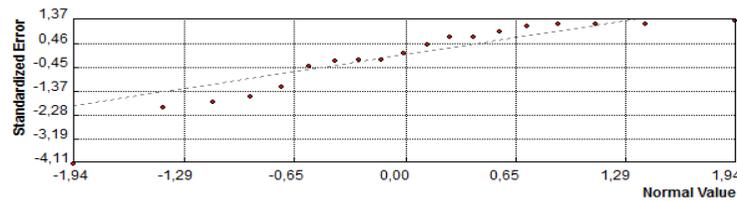
Error



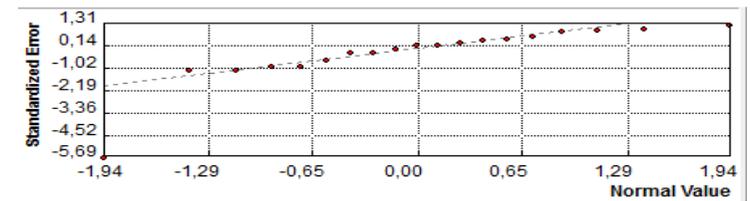
Error



Error estandarizado



Error estandarizado



QQ- plot

QQ plot

Mapas de interpolación kriging y cokriging de precipitación media para el mes de Febrero

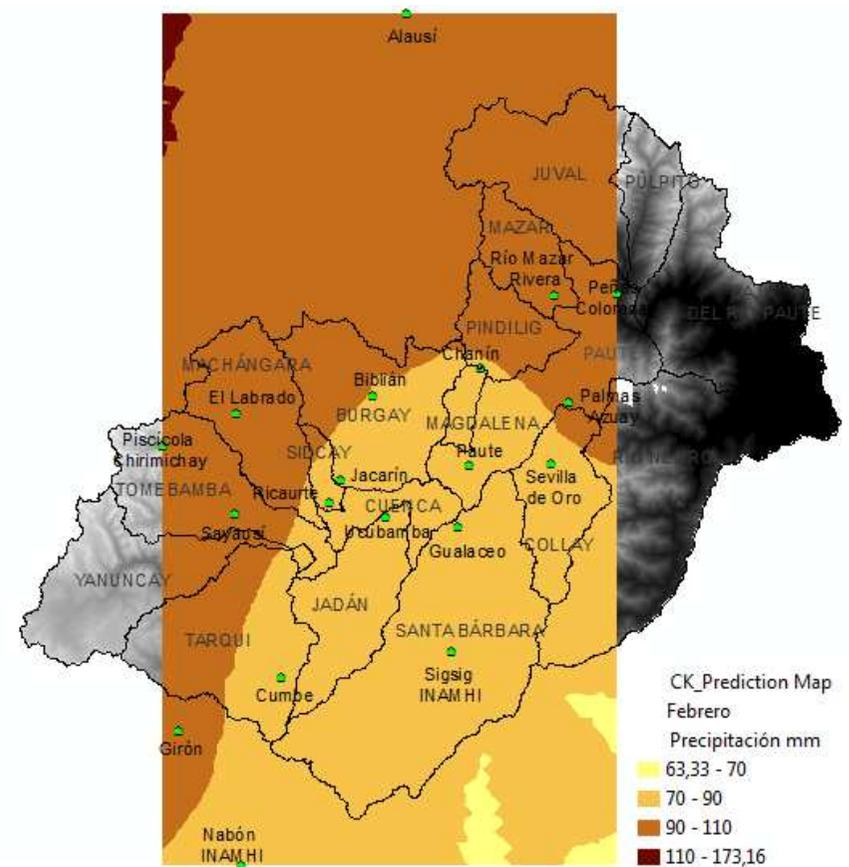
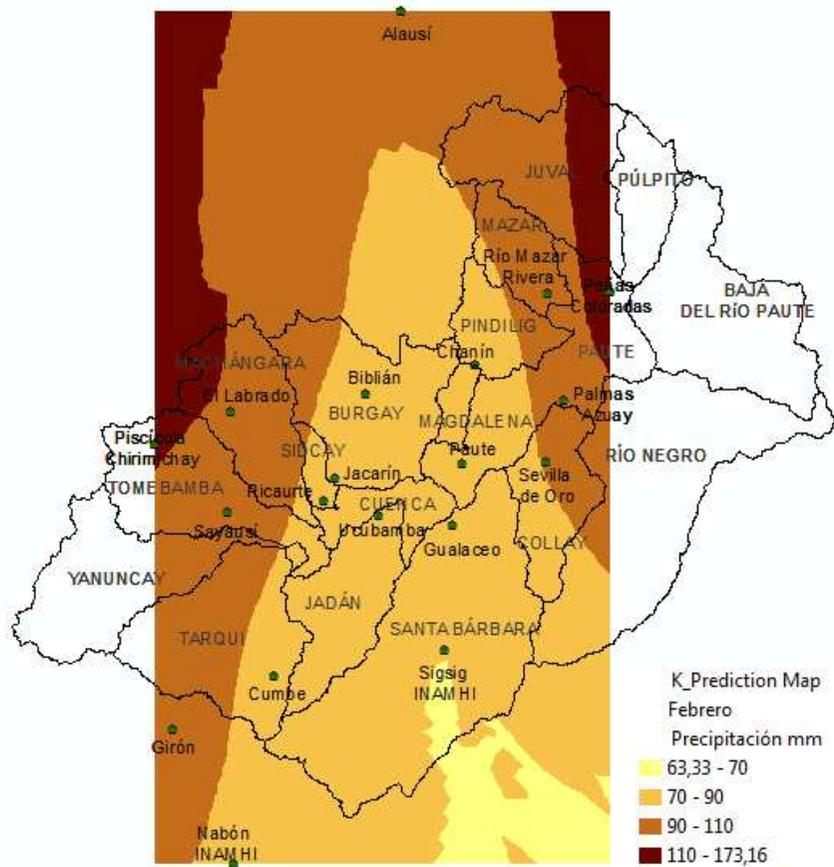
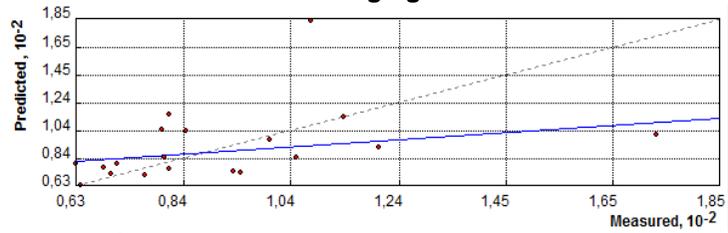
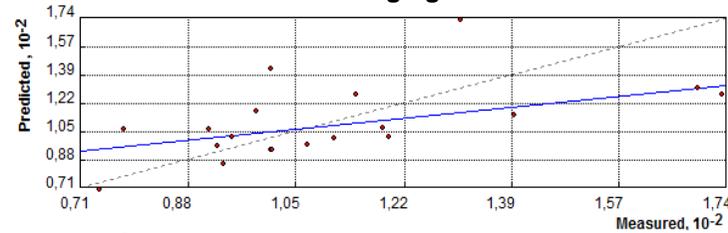


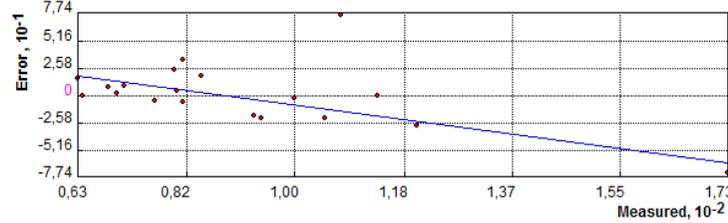
Gráfico de errores de predicción para el mes de Febrero
Kriging



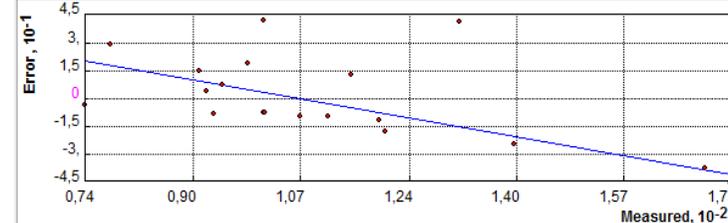
Cokriging



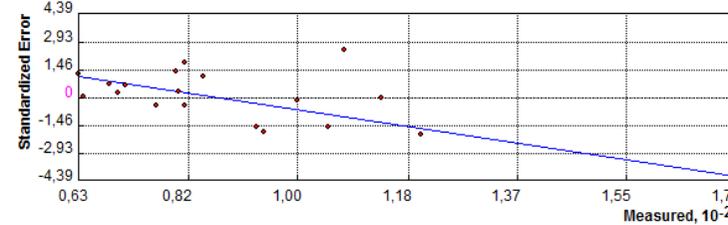
Predicción



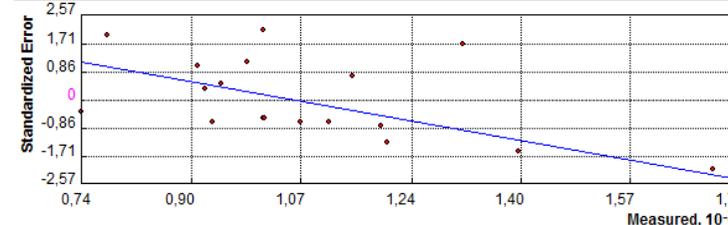
Predicción



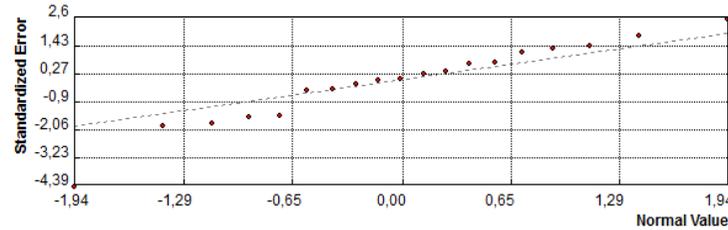
Error



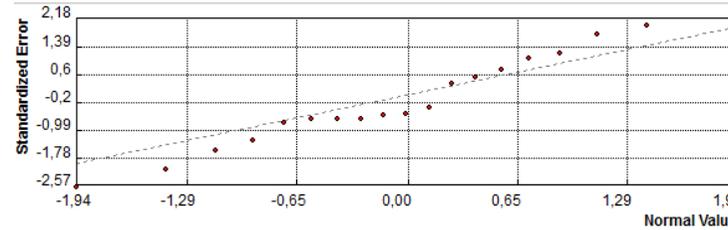
Error



Error estandarizado



Error estandarizado



QQ- plot

QQ- plot

Mapas de interpolación kriging y cokriging de precipitación media para el mes de Marzo

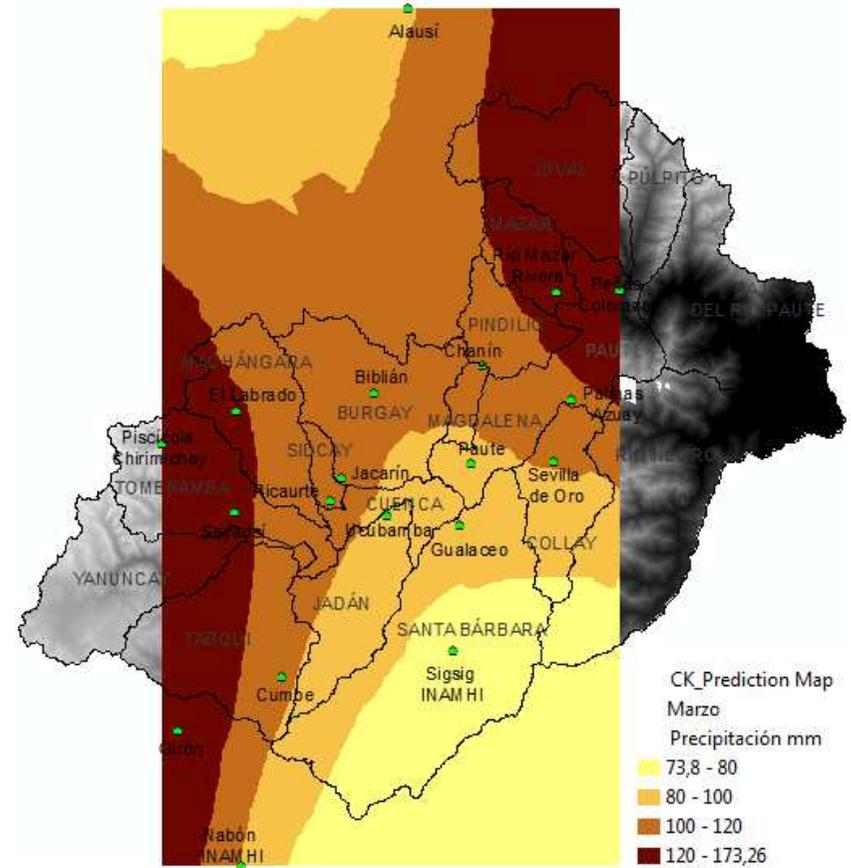
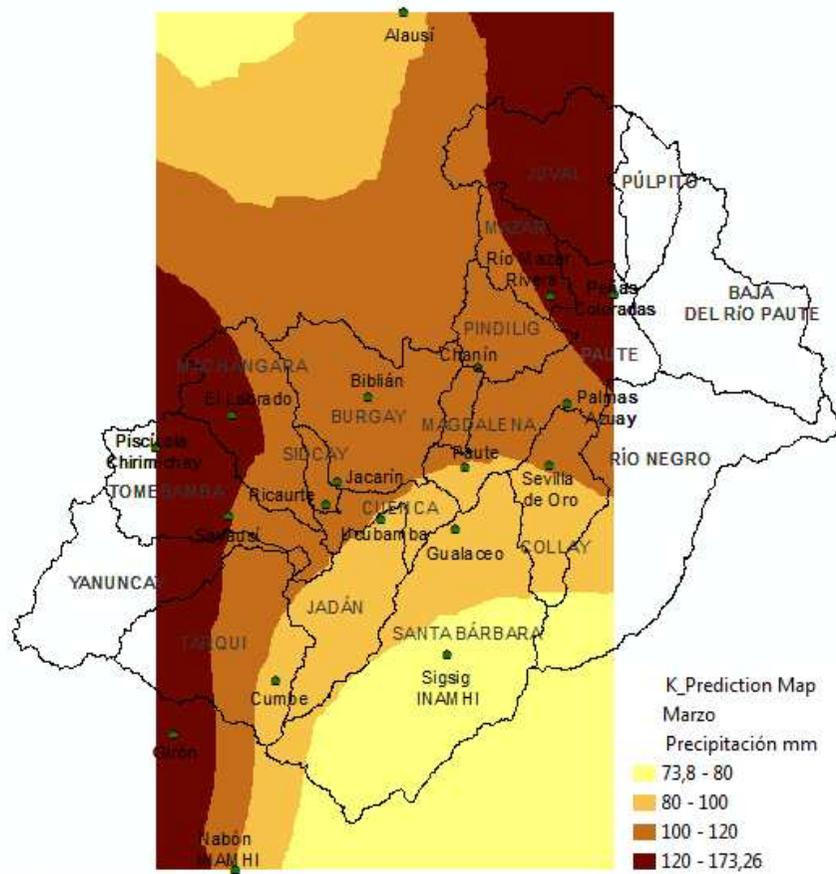
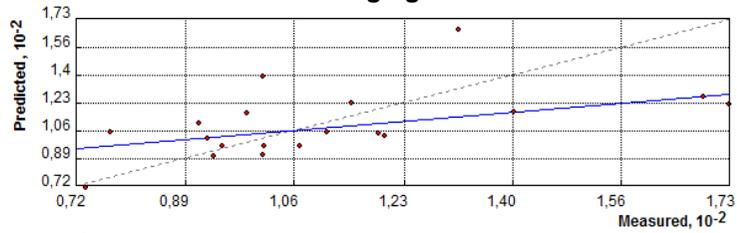
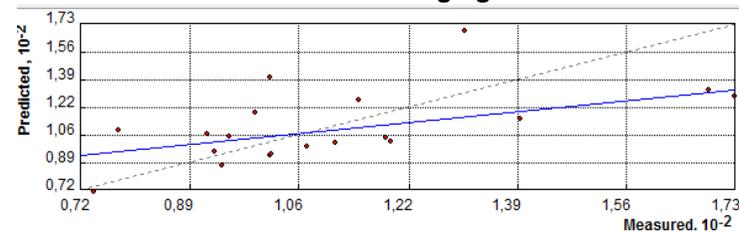


Gráfico de errores de predicción para el mes de Marzo

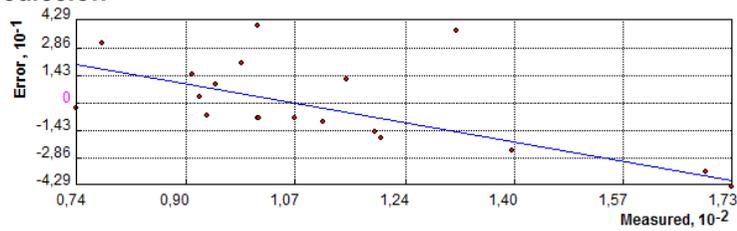
Kriging



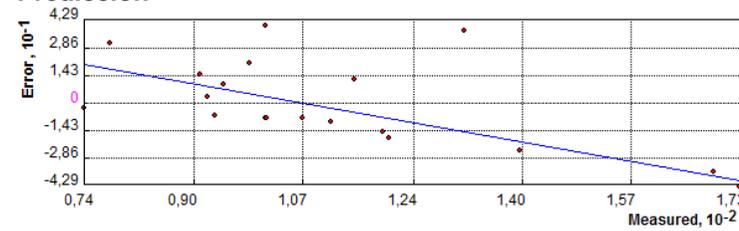
Cokriging



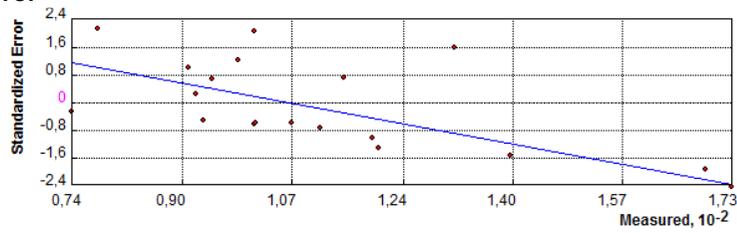
Predicción



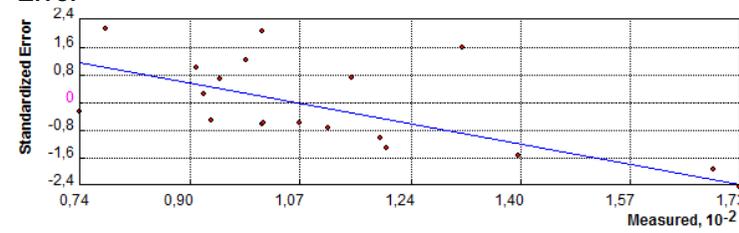
Predicción



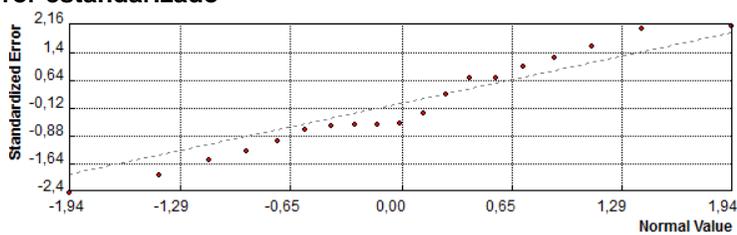
Error



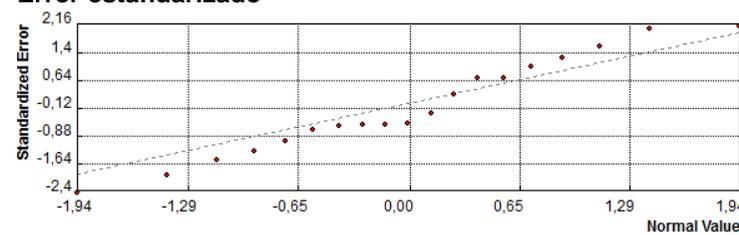
Error



Error estandarizado



Error estandarizado



QQ- plot

QQ- plot

Mapas de interpolación kriging y cokriging de precipitación media para el mes de Abril

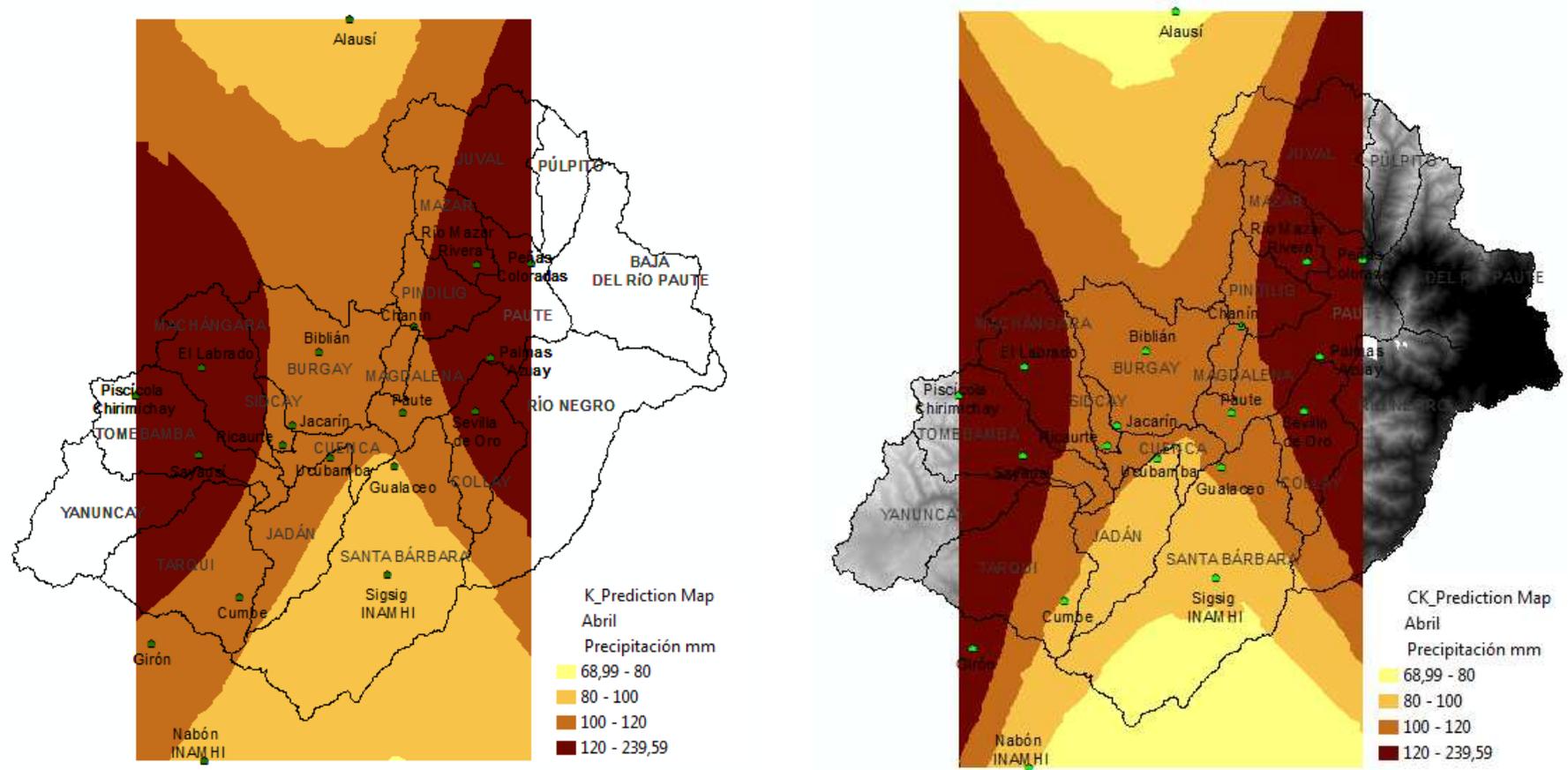
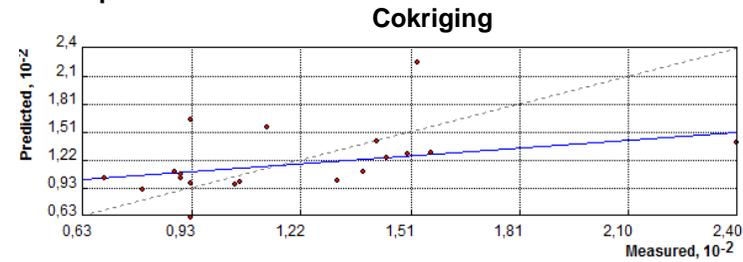
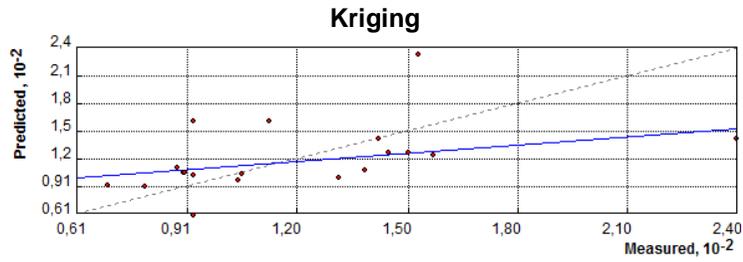
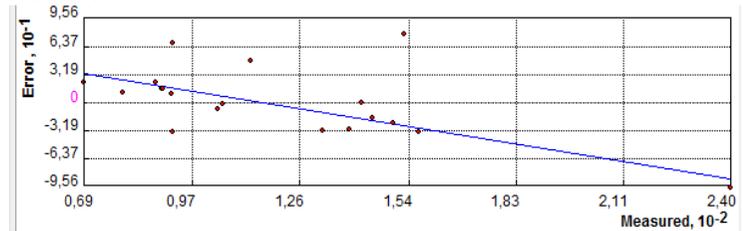


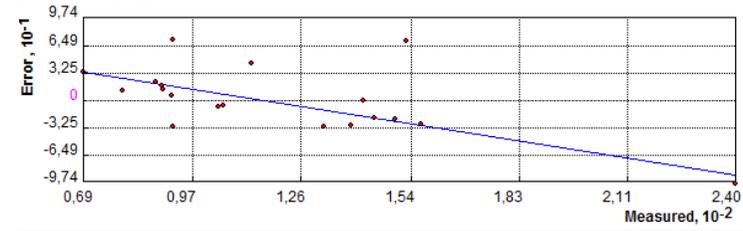
Gráfico de errores de predicción para el mes de Abril



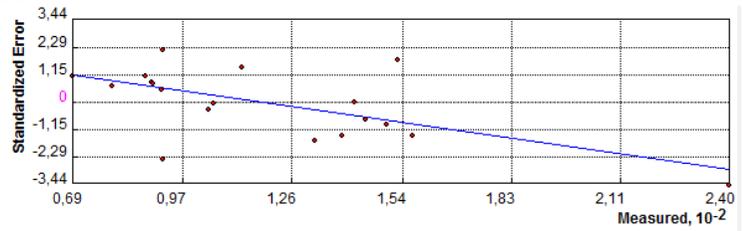
Predicción



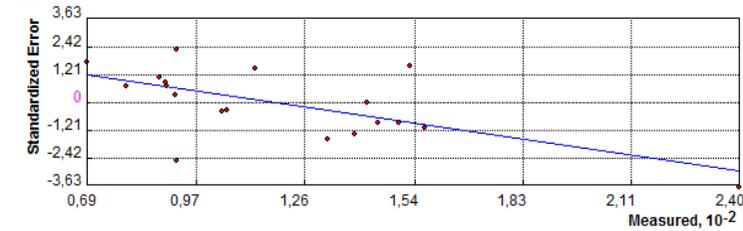
Predicción



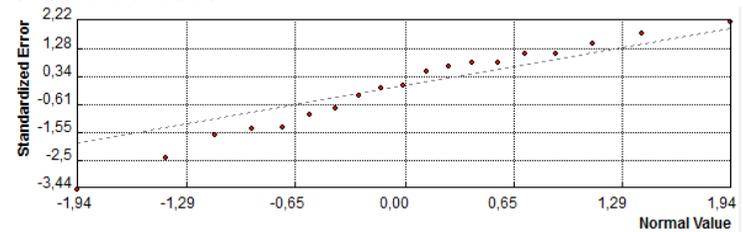
Error



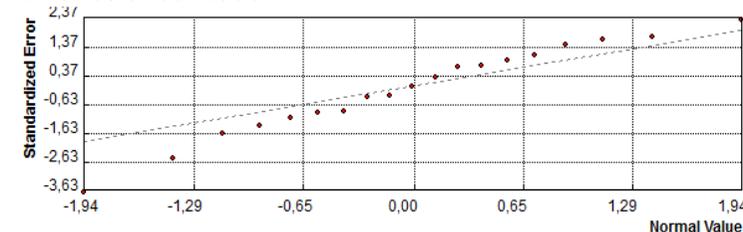
Error



Error estandarizado



Error estandarizado



QQ- plot

QQ- plot

Mapas de interpolación kriging y cokriging de precipitación media para el mes de Mayo

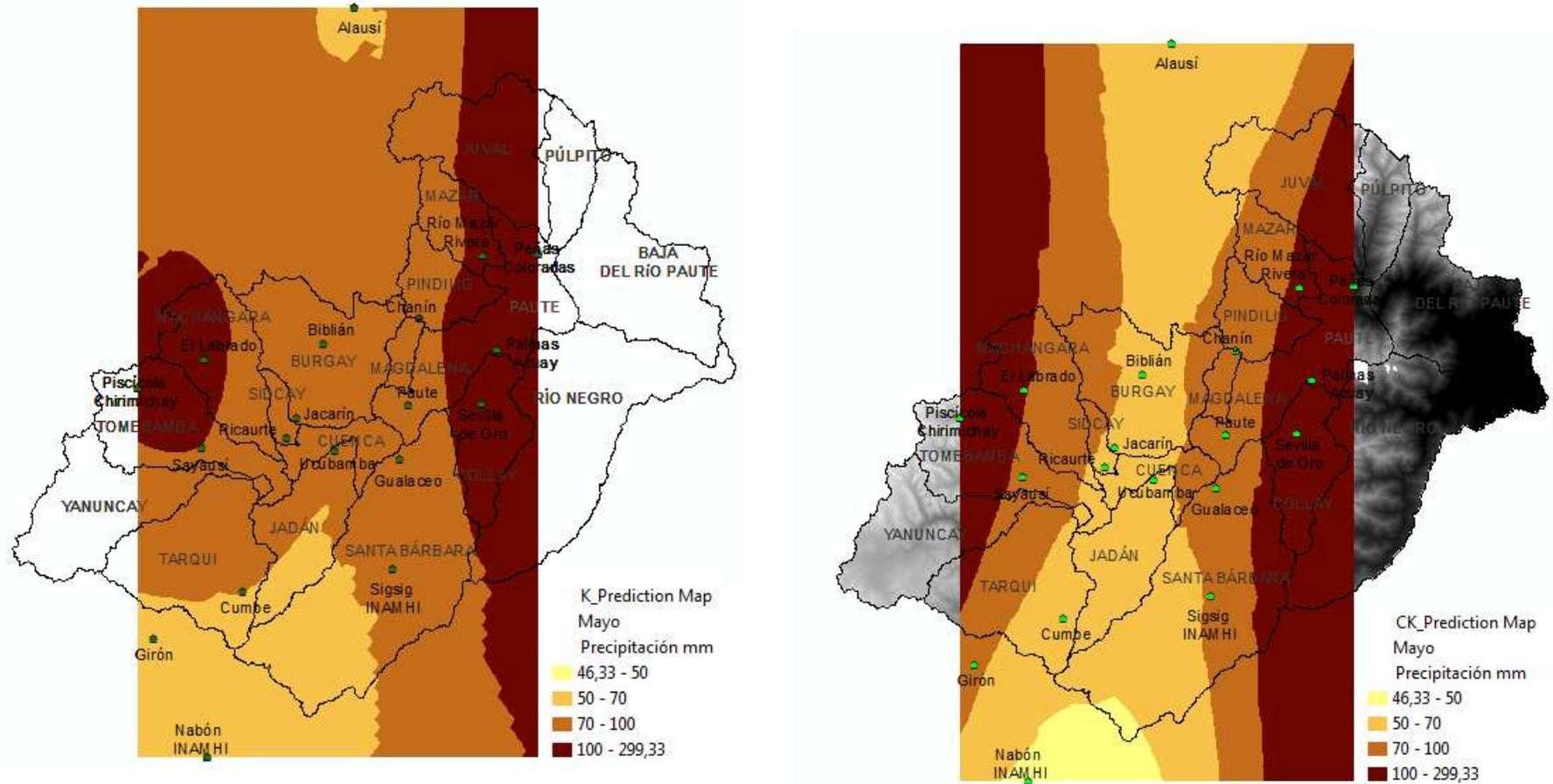
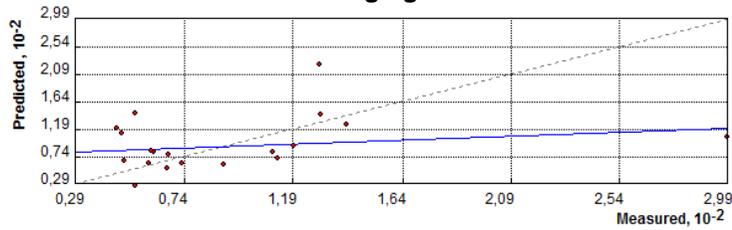
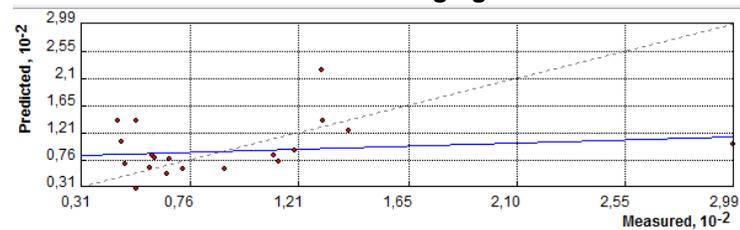


Gráfico de errores de predicción para el mes de Mayo

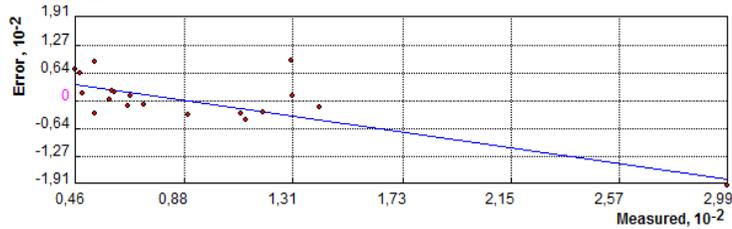
Kriging



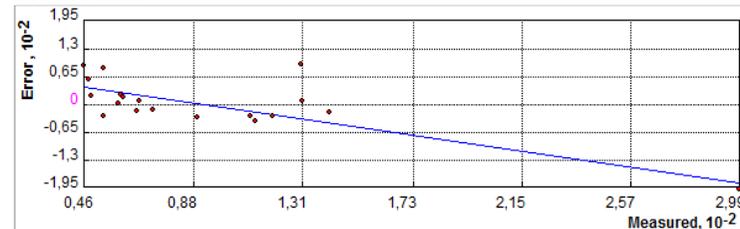
Cokriging



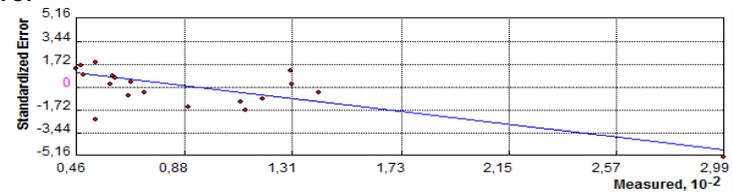
Predicción



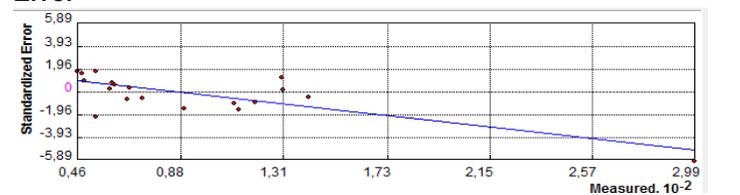
Predicción



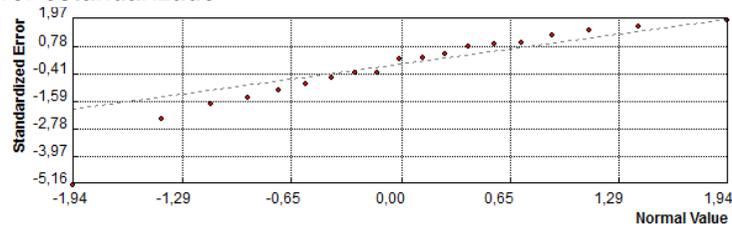
Error



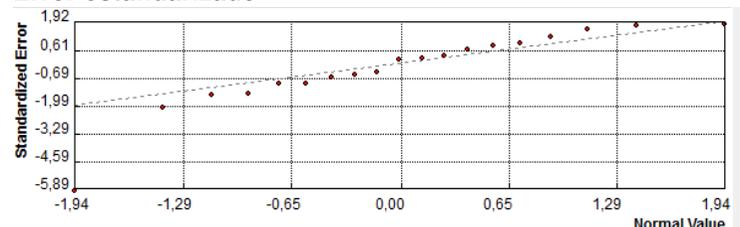
Error



Error estandarizado



Error estandarizado



QQ- plot

QQ- plot

Mapas de interpolación kriging y cokriging de precipitación media para el mes de Junio

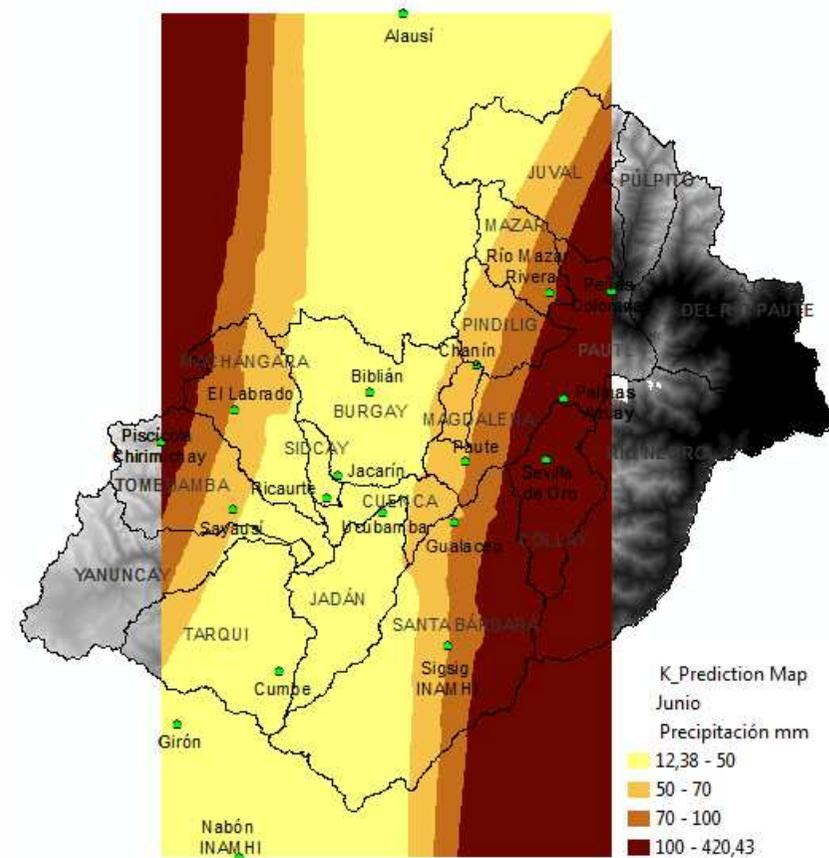
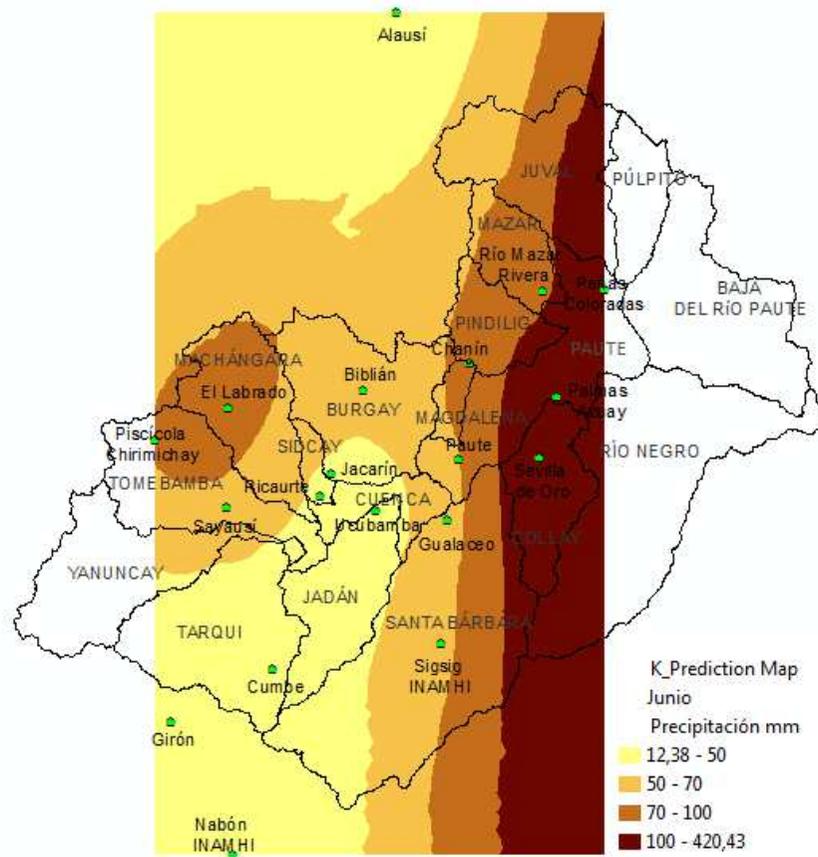
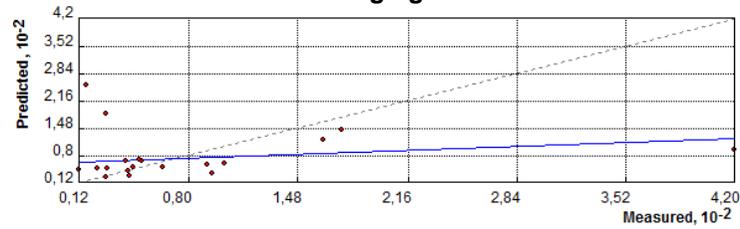
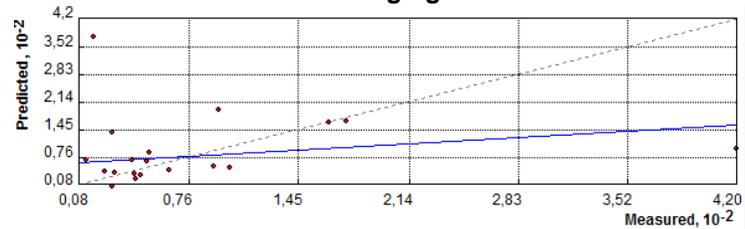


Gráfico de errores de predicción para el mes de Junio

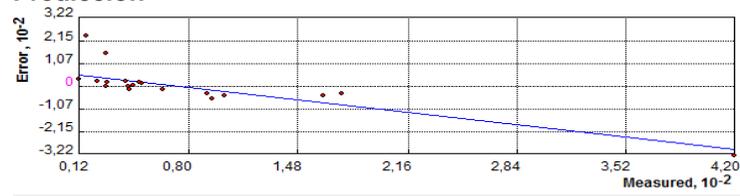
Kriging



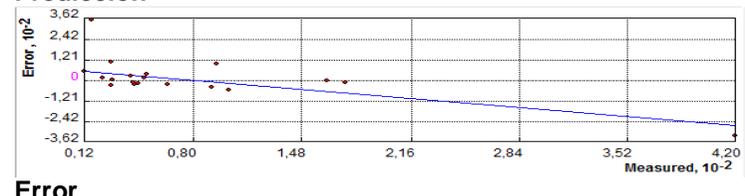
Cokriging



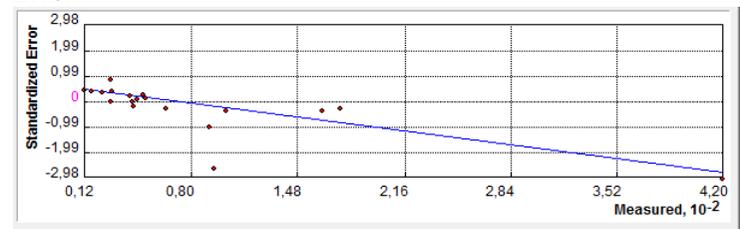
Predicción



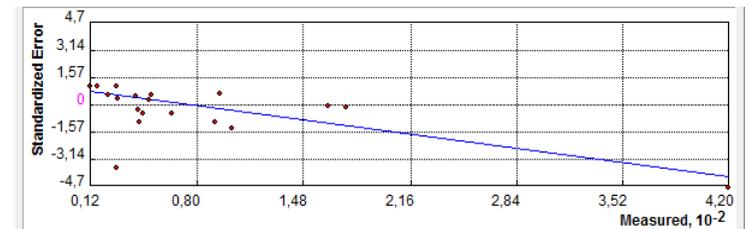
Predicción



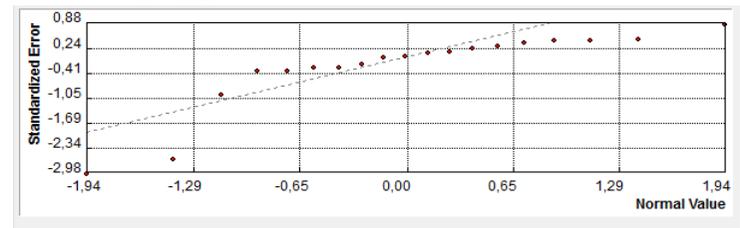
Error



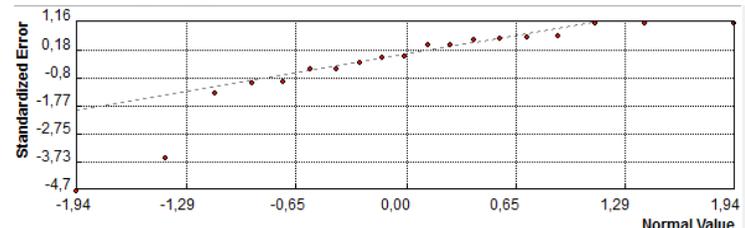
Error



Error estandarizado



Error estandarizado



QQ- plot

QQ- plot

Mapas de interpolación kriging y cokriging de precipitación media para el mes de Julio

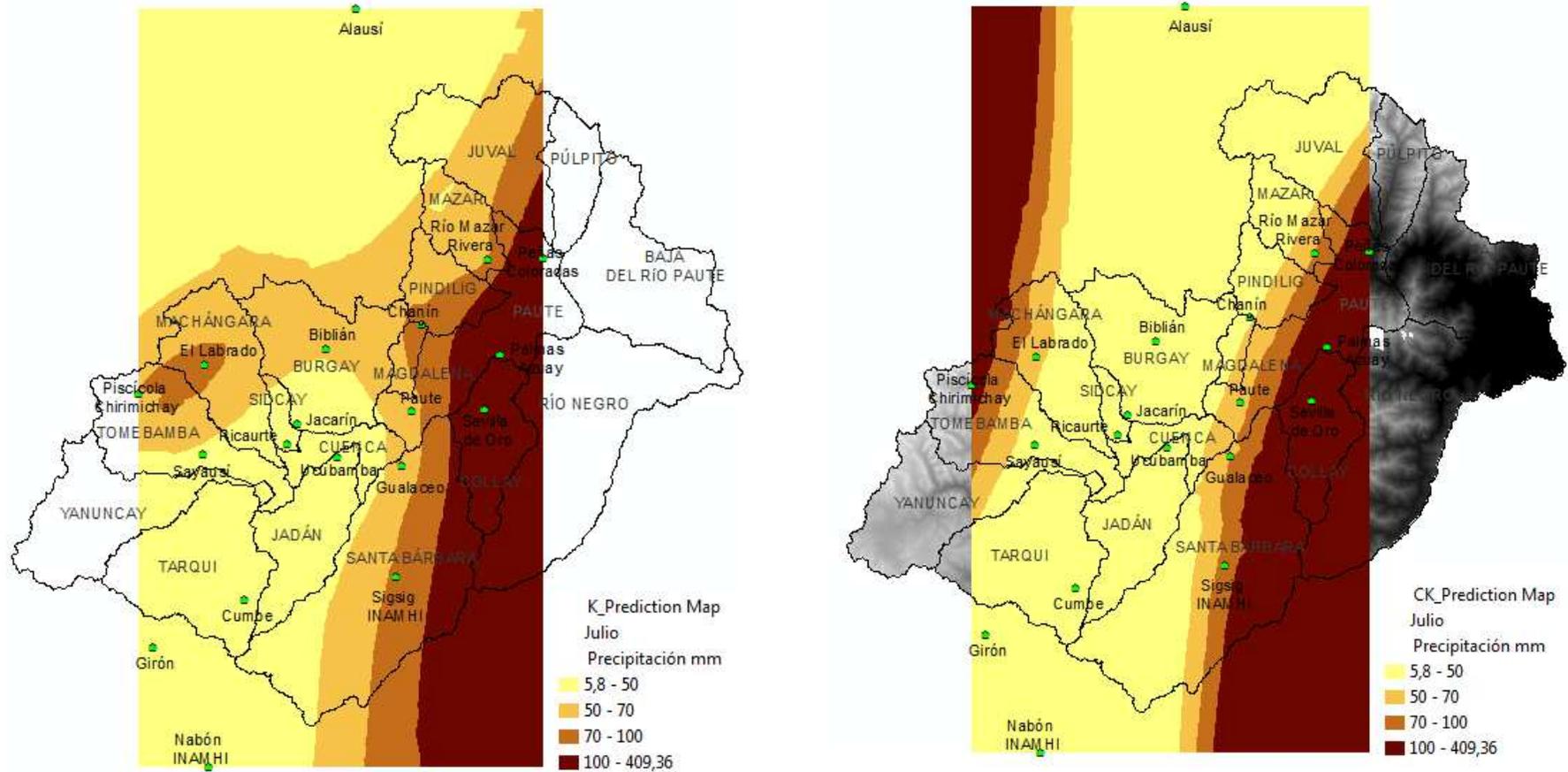
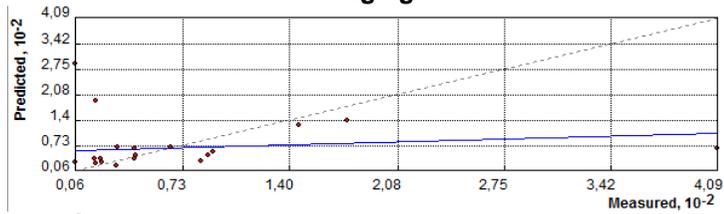
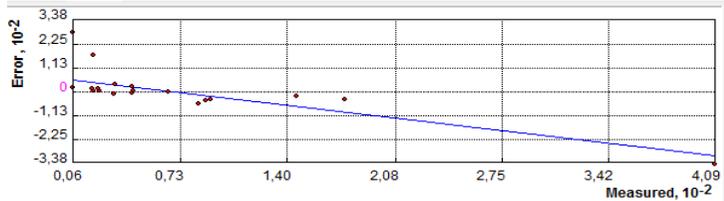


Gráfico de errores de predicción para el mes de Julio

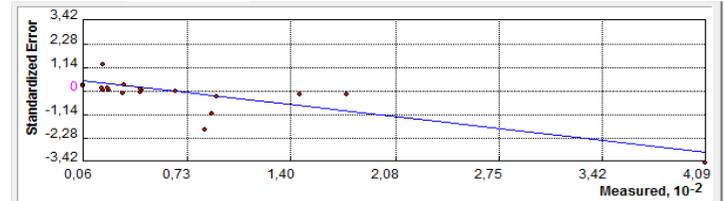
Kriging



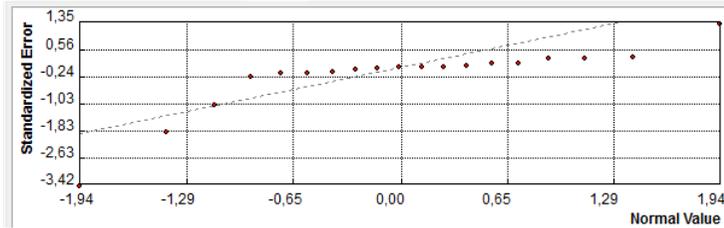
Predicción



Error

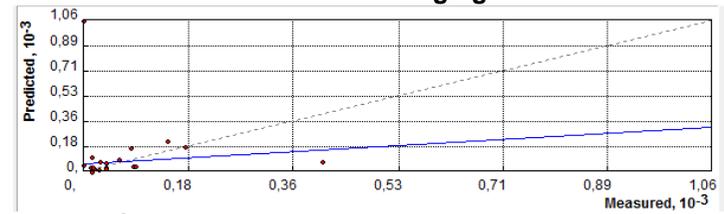


Error estandarizado

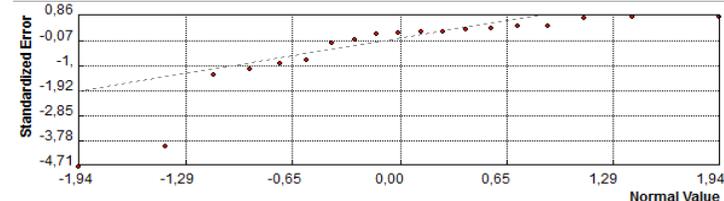


QQ- plot

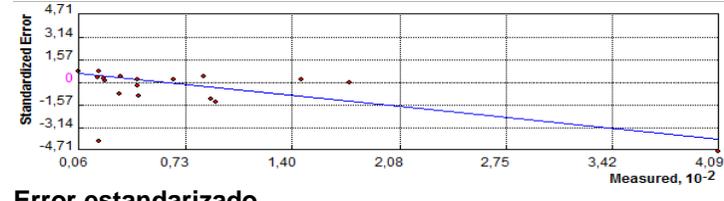
Cokriging



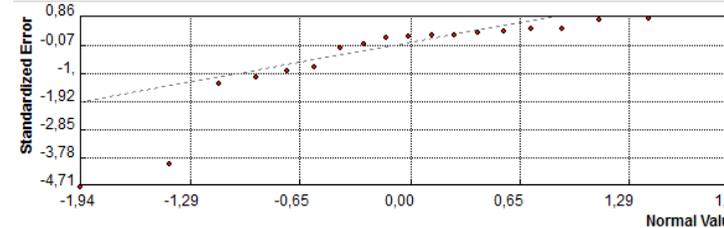
Predicción



Error



Error estandarizado



QQ- plot

Mapas de interpolación kriging y cokriging de precipitación media para el mes de Agosto

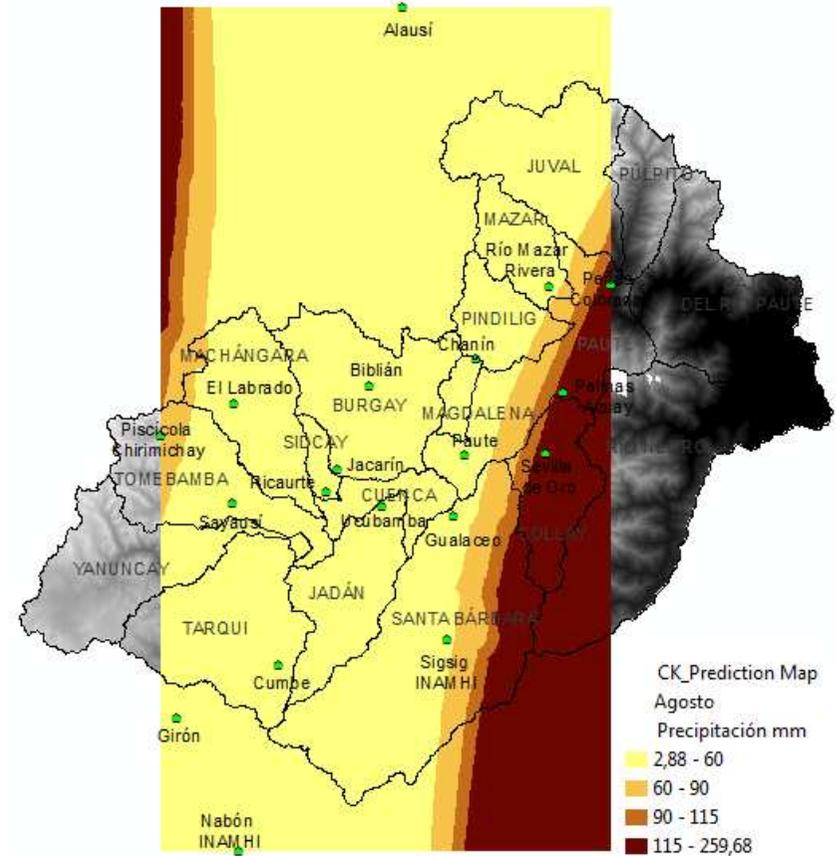
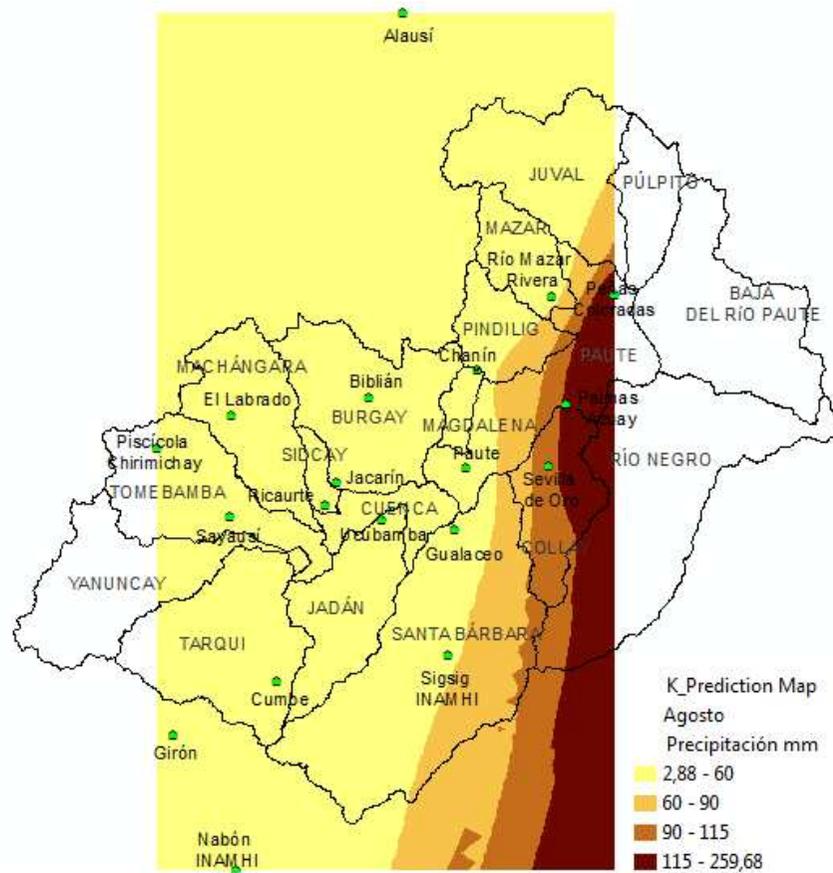
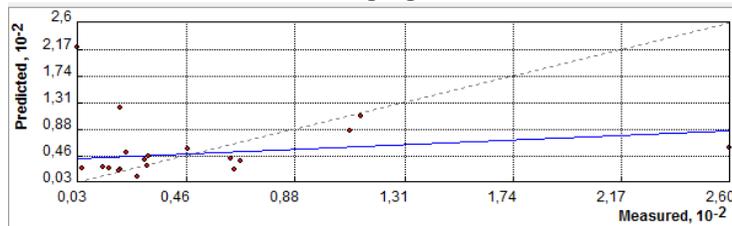
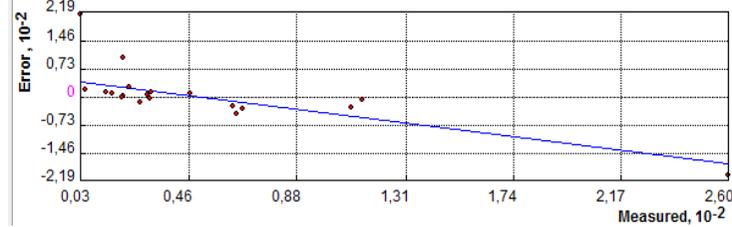


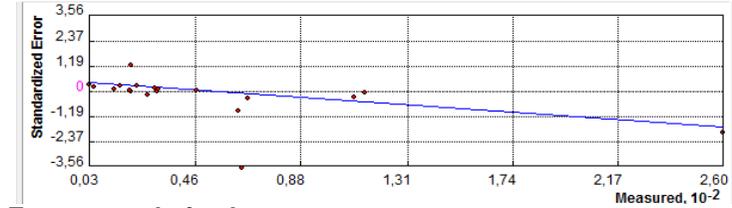
Gráfico de errores de predicción para el mes de Agosto
Kriging



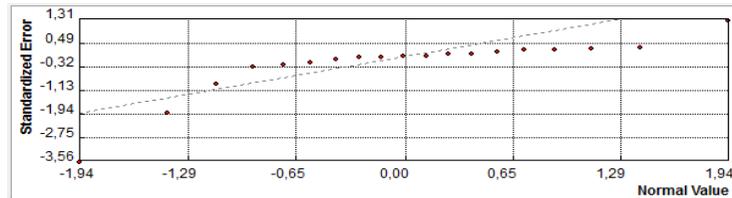
Predicción



Error

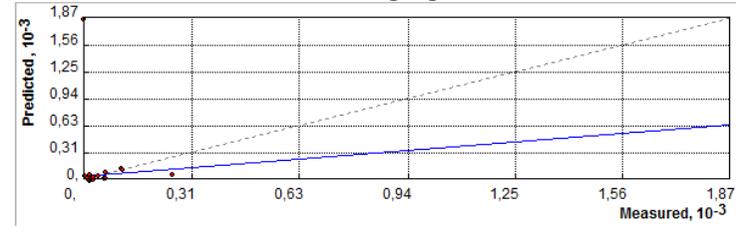


Error estandarizado

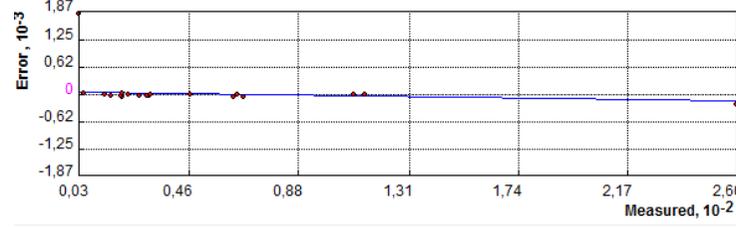


QQ- plot

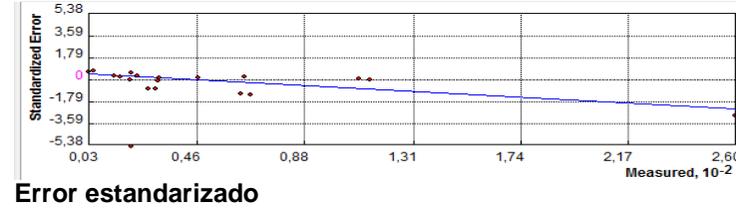
Cokriging



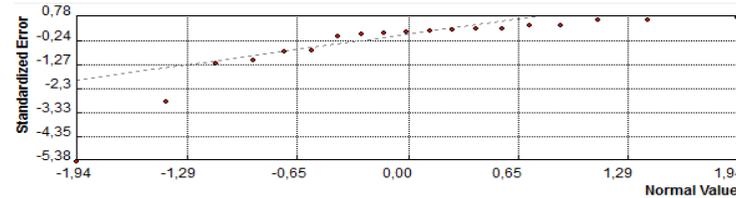
Predicción



Error



Error estandarizado



QQ- plot

Mapas de interpolación kriging y cokriging de precipitación media para el mes de Septiembre

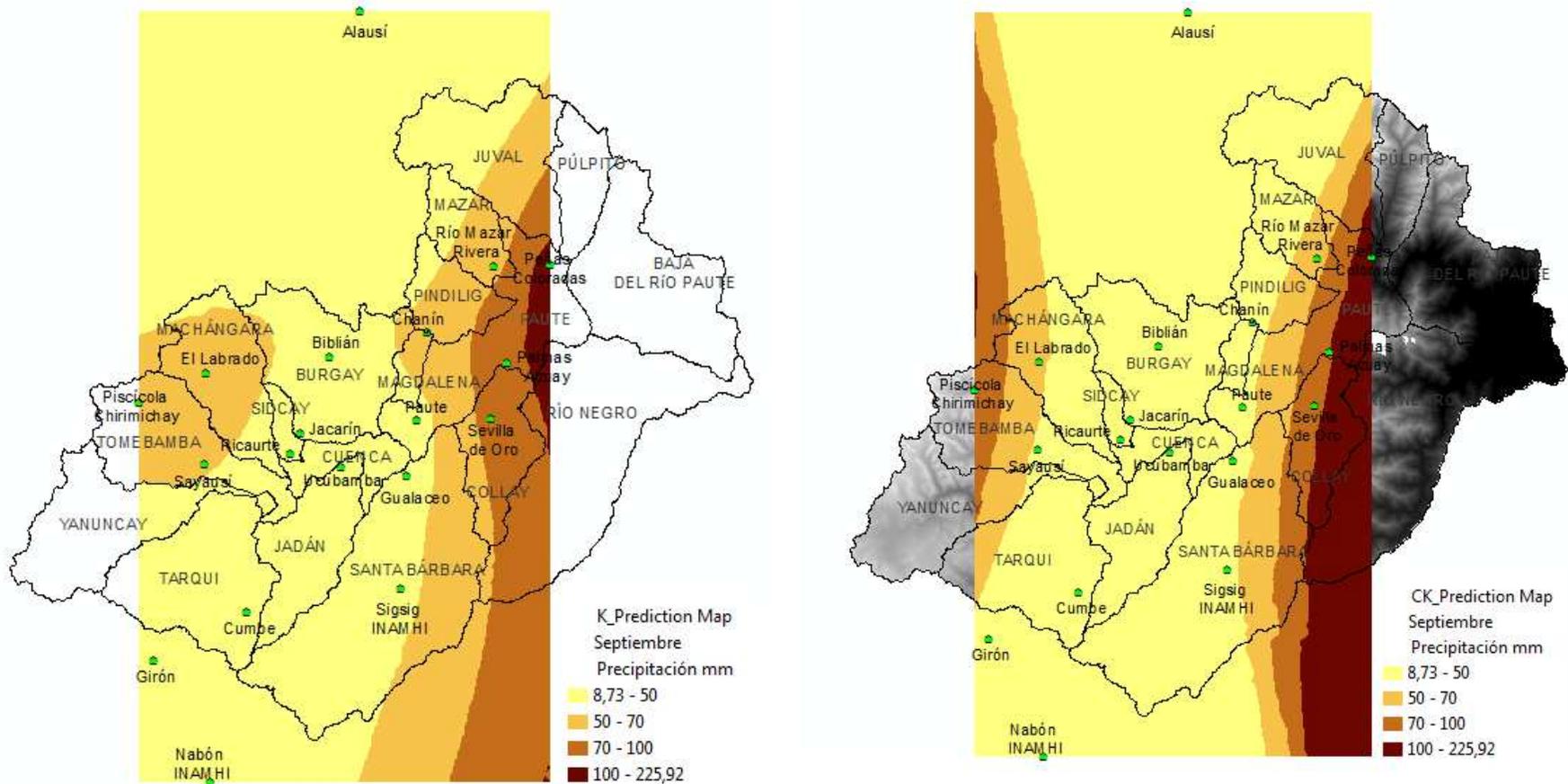
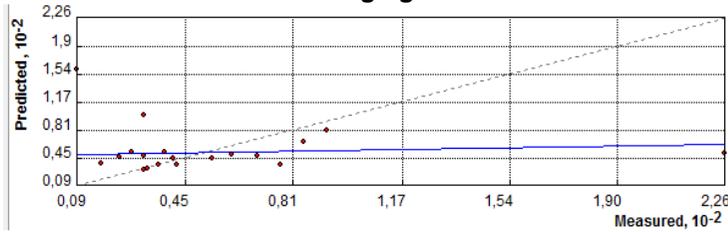
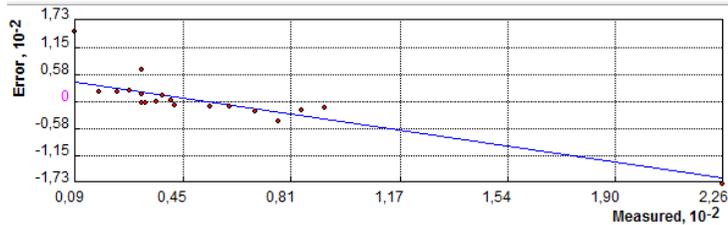


Gráfico de errores de predicción para el mes de Septiembre

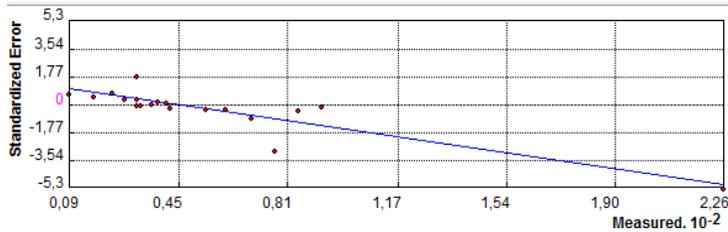
Kriging



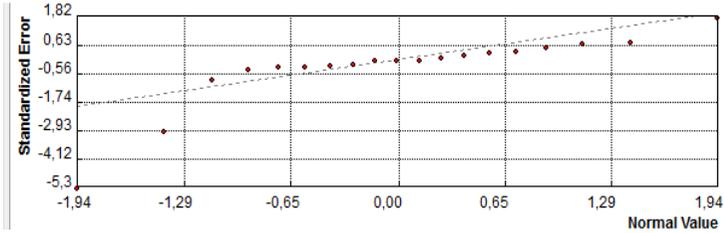
Predicción



Error

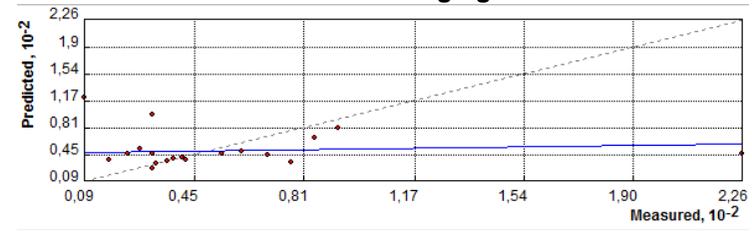


Error estandarizado

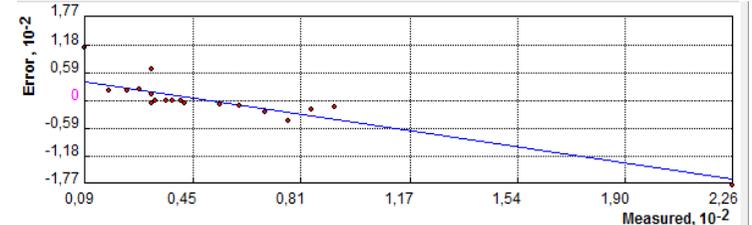


QQ- plot

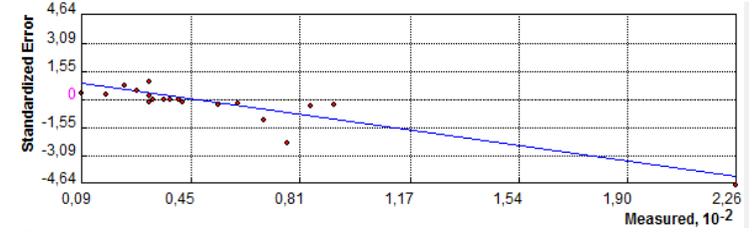
Cokriging



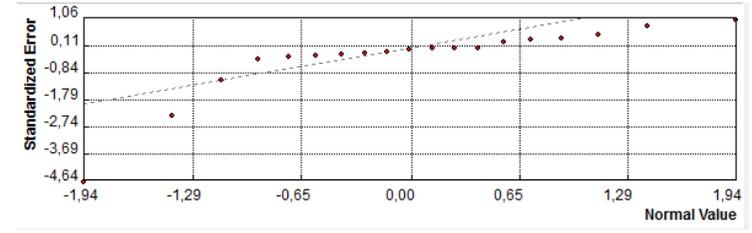
Predicción



Error



Error estandarizado



QQ- plot

Mapas de interpolación kriging y cokriging de precipitación media para el mes de Octubre

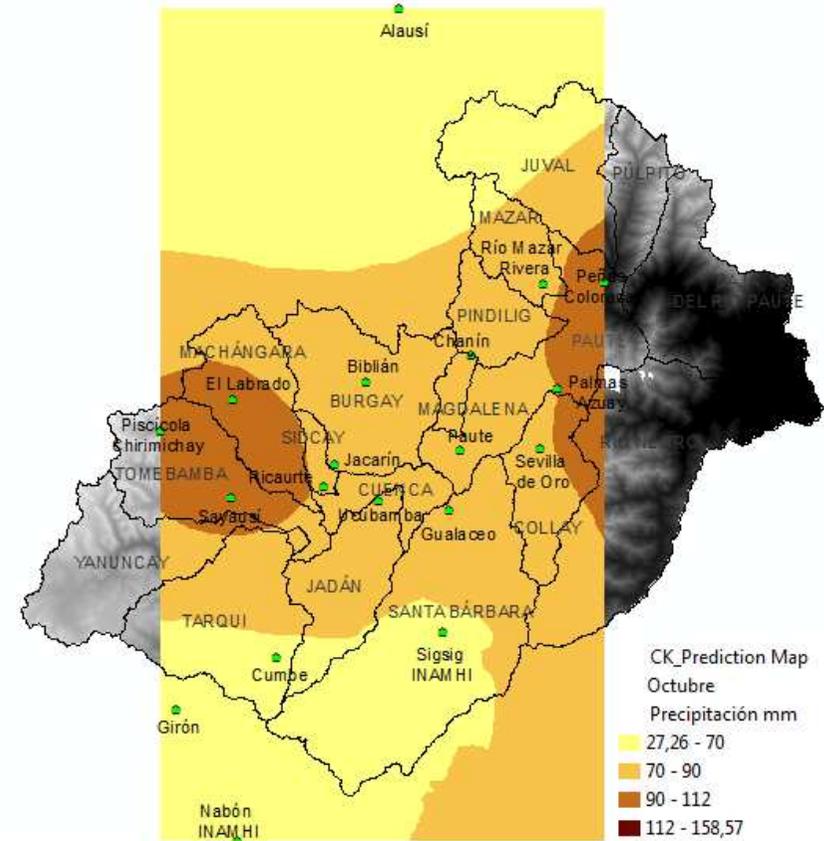
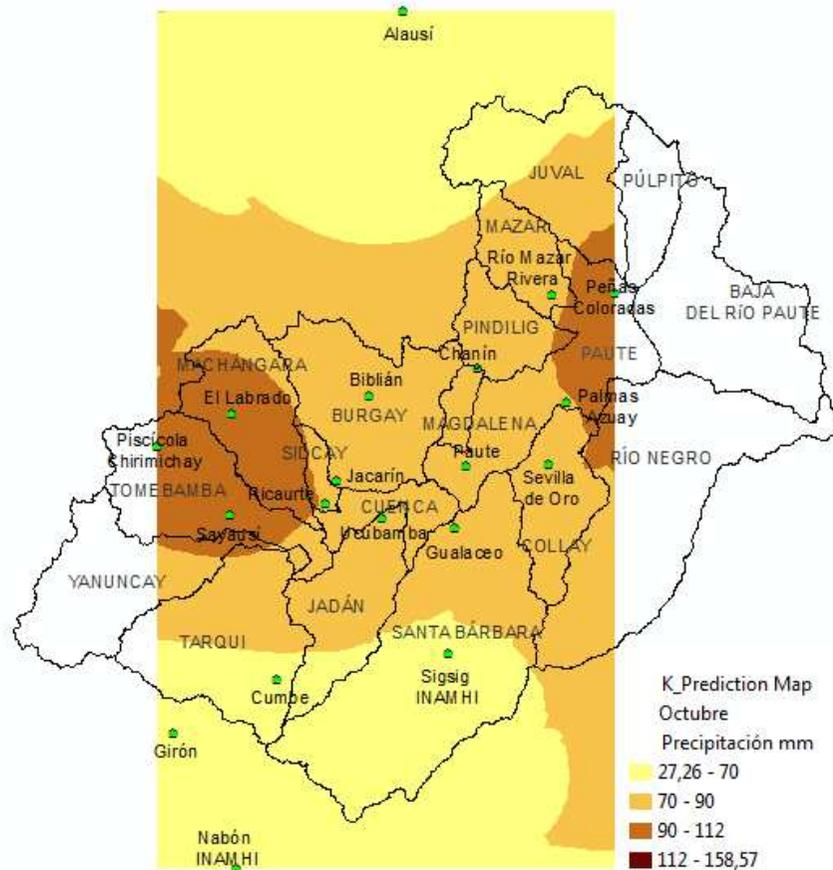
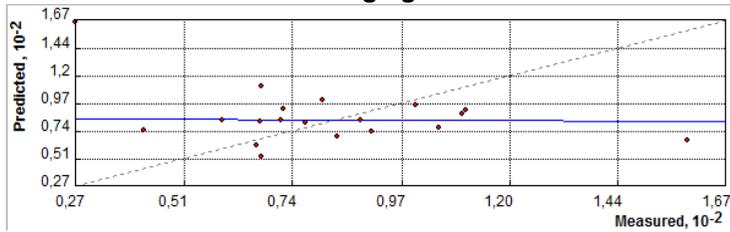
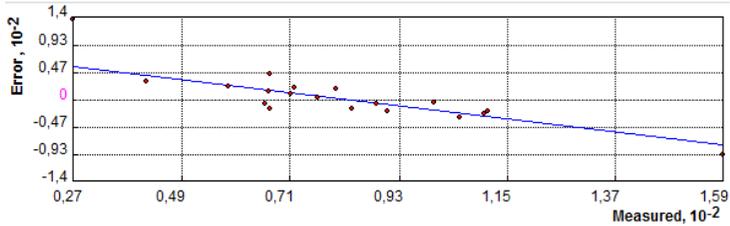


Gráfico de errores de predicción para el mes de Octubre

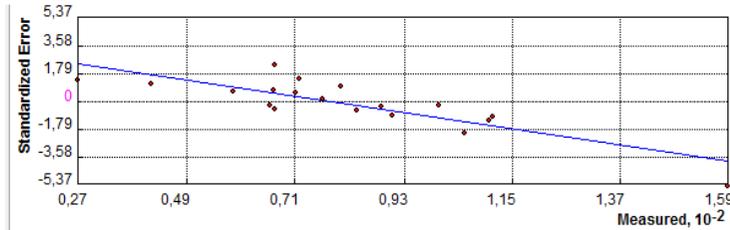
Kriging



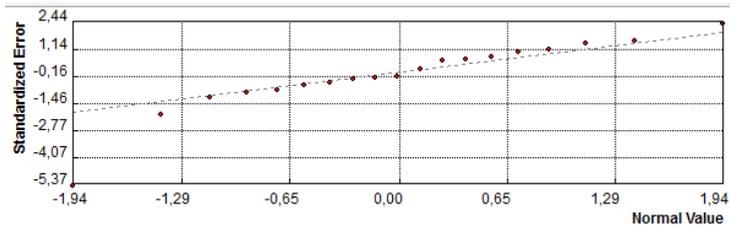
Predicción



Error

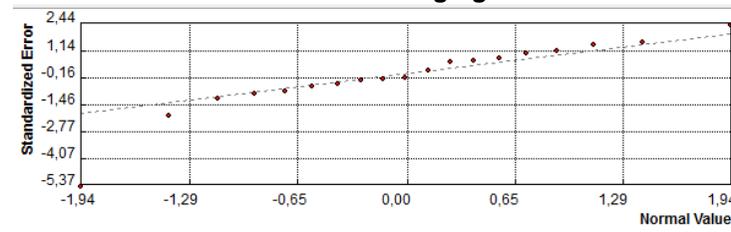


Error estandarizado

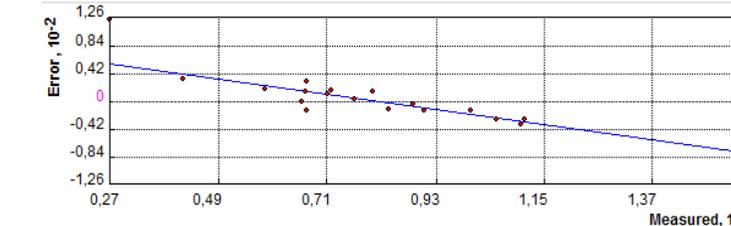


QQ- plot

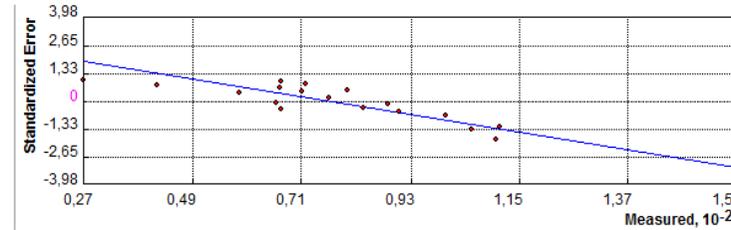
Cokriging



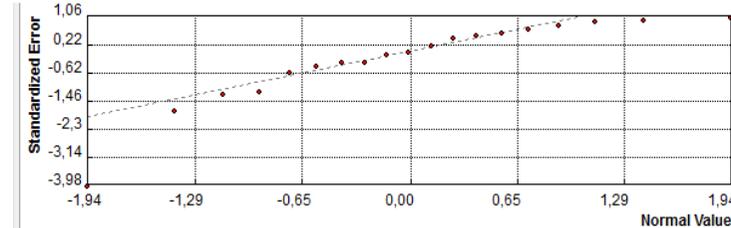
Predicción



Error



Error estandarizado



QQ- plot

Mapas de interpolación kriging y cokriging de precipitación media para el mes de Noviembre

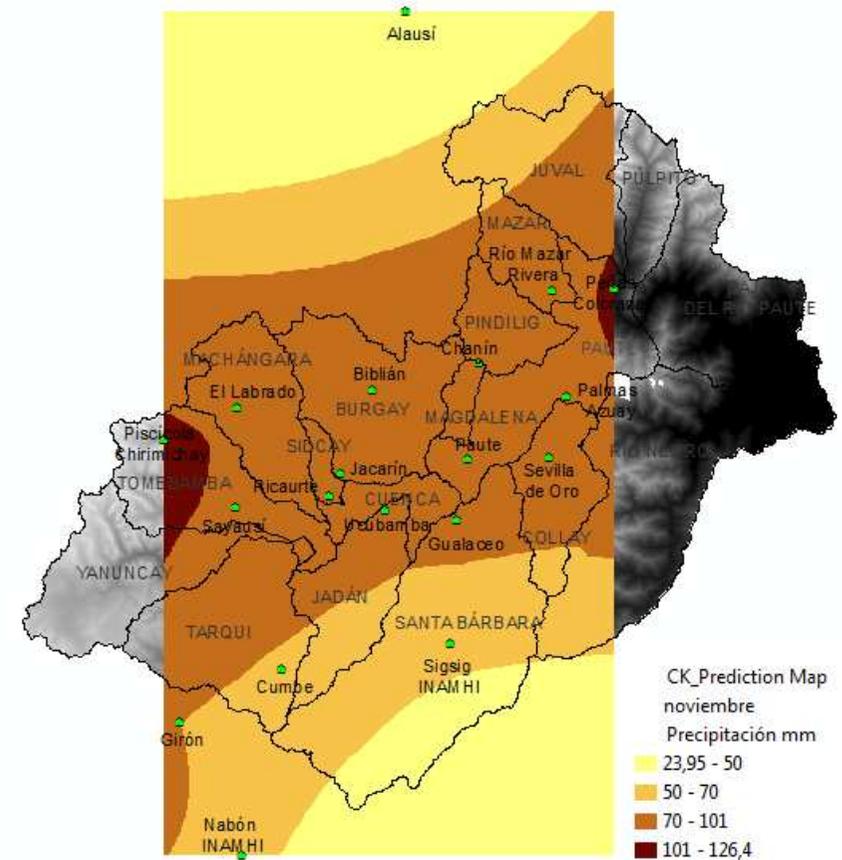
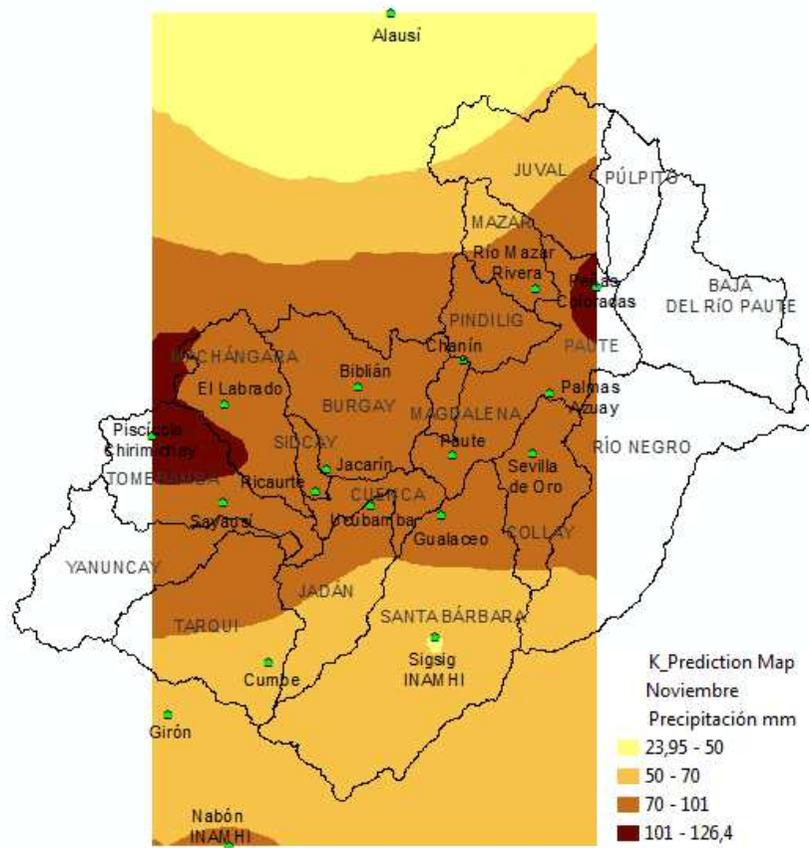
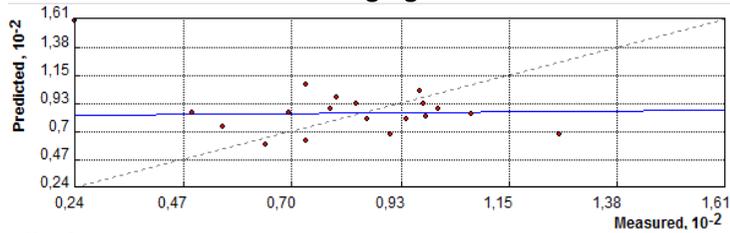
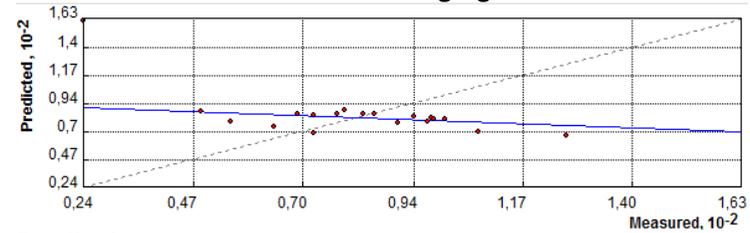


Gráfico de errores de predicción para el mes de Noviembre

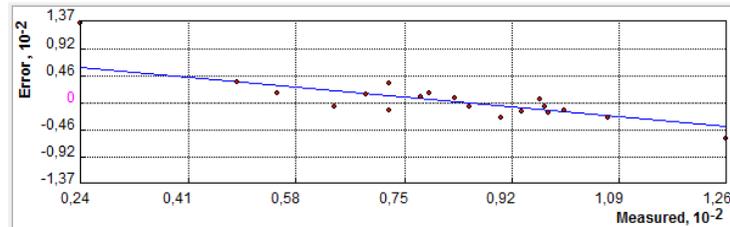
Kriging



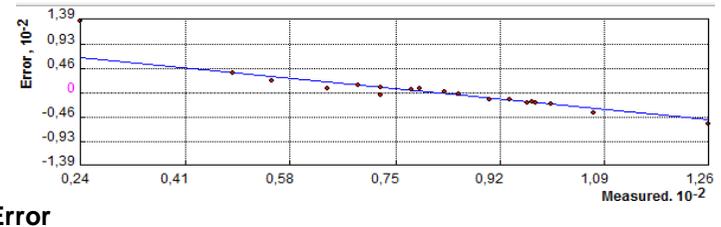
Cokriging



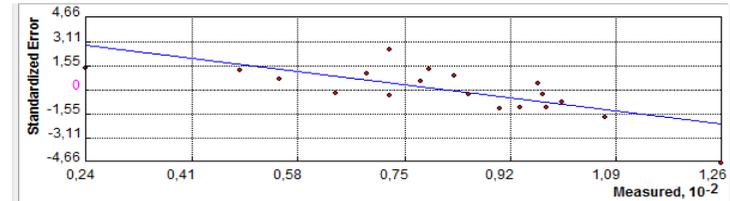
Predicción



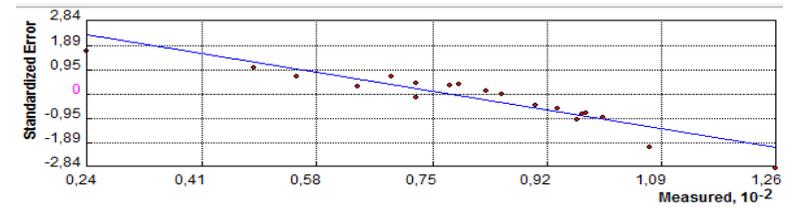
Predicción



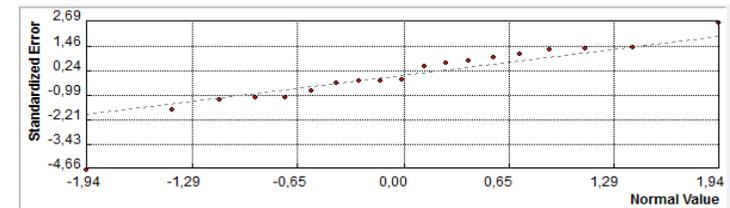
Error



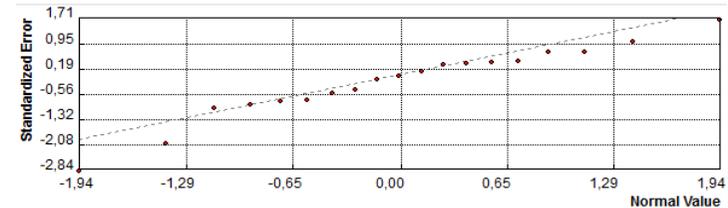
Error



Error estandarizado



estandarizado



QQ-plot

QQ-plot

Mapas de interpolación kriging y cokriging de precipitación media para el mes de diciembre

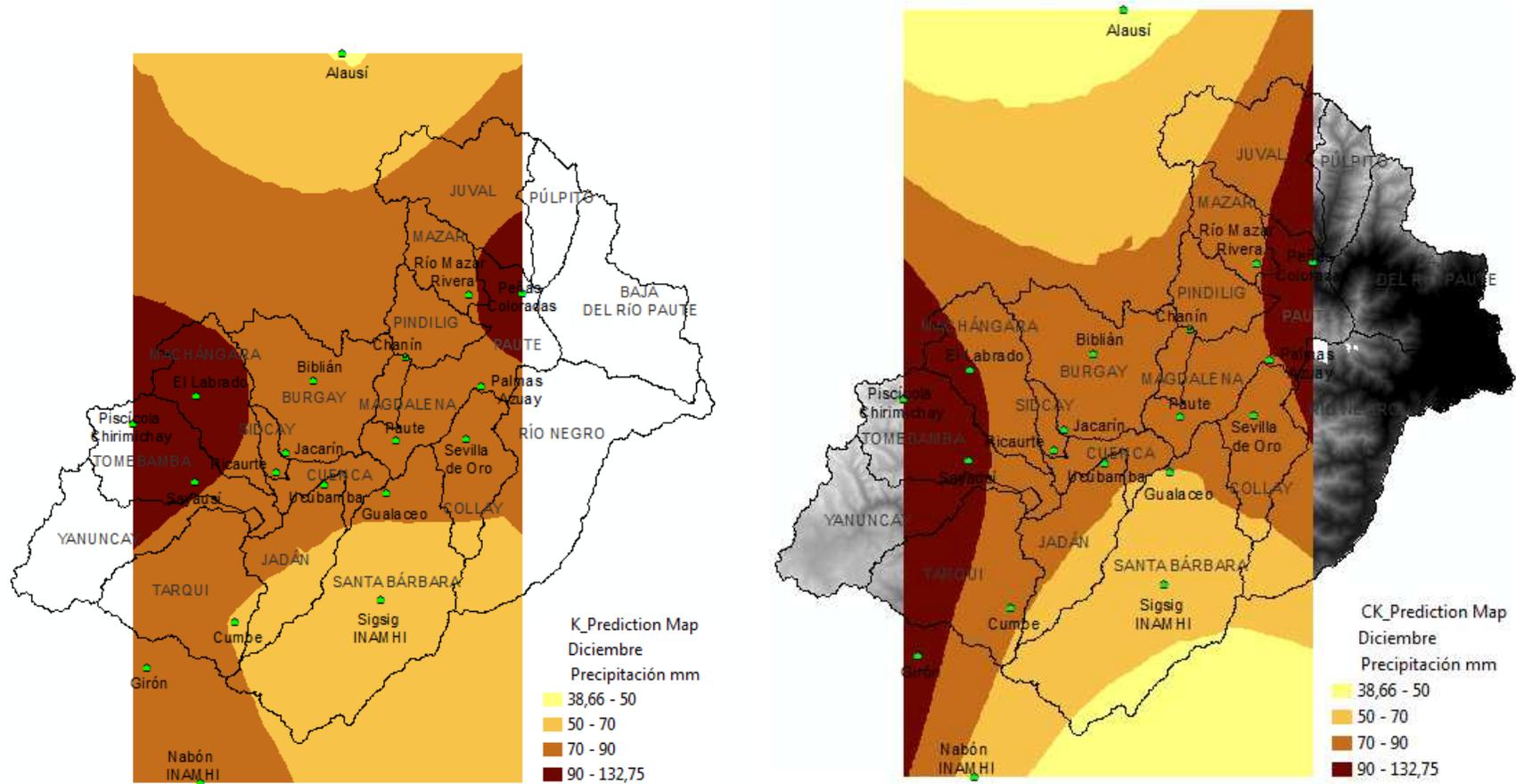
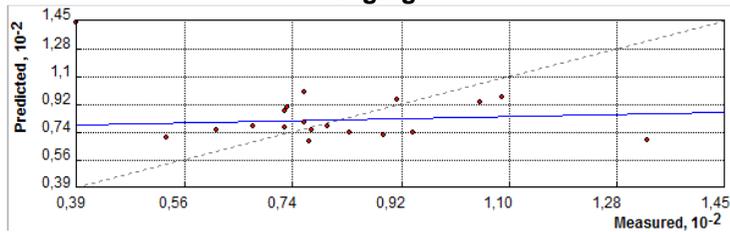
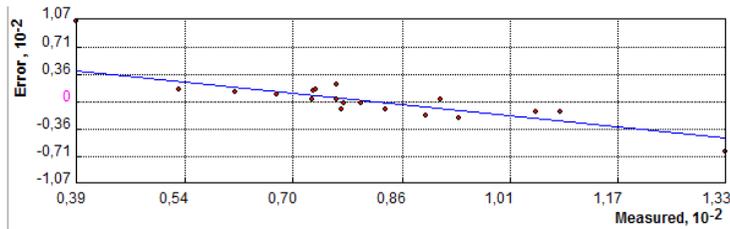


Gráfico de errores de predicción para el mes de Diciembre

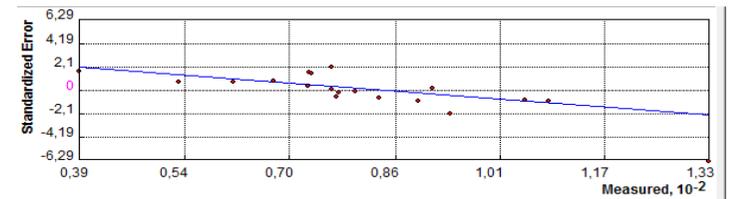
Kriging



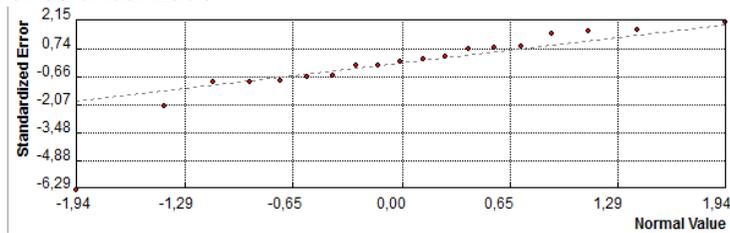
Predicción



Error

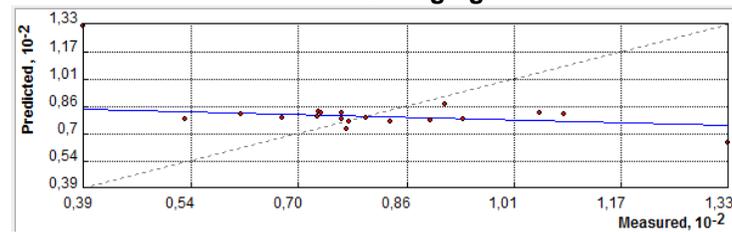


Error estandarizado

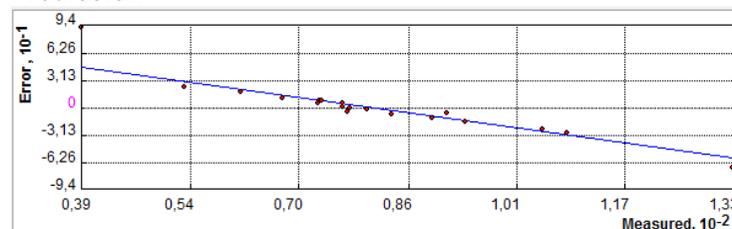


QQ- plot

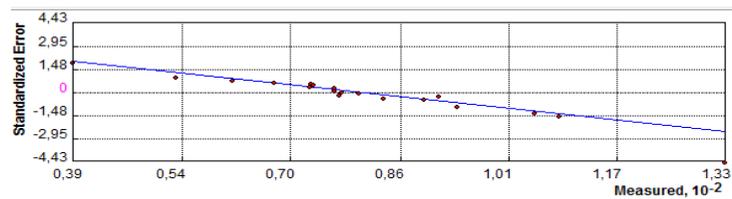
Cokriging



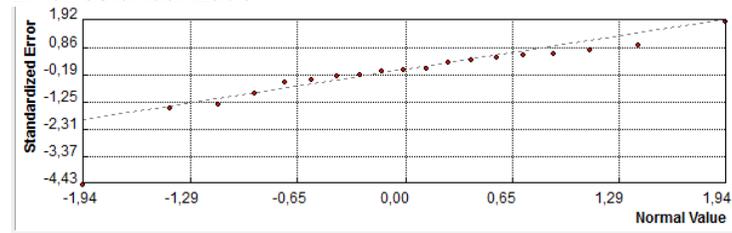
Predicción



Error



Error estandarizado



QQ- plot

