

Aplicación de tecnologías de información geográfica para el estudio de la variabilidad climática en la cuenca alta del río Cauca

Por: Jhonny Humberto Garcés Ortega¹
Luis Marino Santana Rodriguez²

1. Introducción

Este trabajo es parte de los resultados del proyecto de investigación “*Estudio de los efectos de la variabilidad y el cambio climático en variables climáticas y su relación con factores ambientales y socioeconómicos en una cuenca modelo del valle del cauca*”, realizado por el grupo de investigación IREHISA para la Corporación Autónoma Regional del Valle del Cauca (CVC), con el apoyo del Departamento de Geografía. Se trata de un aporte que consiste en el análisis y representación de la información climática, georeferenciada, con el fin de describir y explicar la variabilidad espacial de las variables climáticas (mediante mapas continuos), aplicando técnicas geoestadísticas.

Como es ampliamente aceptado en la comunidad científica y académica, las tecnologías de información geográfica, especialmente los sistemas de información geográfica (SIG) y la teledetección, constituyen herramientas poderosas y muy útiles para los estudios de análisis y gestión territoriales, dado sus capacidades para capturar, almacenar, manipular, analizar, modelar y representar datos espaciales georeferenciados (Moreno, 2006; Chuvieco, 2002). De allí que en aras de obtener una óptima representación de las variables climáticas en la cuenca del Alto Cauca, se haya utilizado la herramienta SIG.

En esencia, los objetivos principales de esta parte del proyecto fueron: (1) analizar y comparar distintos métodos de interpolación geoestadística de variables climáticas, aplicados a una región con amplia diversidad topográfica como es el caso de la cuenca del Alto Cauca, con el objeto de seleccionar el más adecuado para la representación cartográfica de dichas variables, y (2) determinar el comportamiento espacial de las variables precipitación, temperatura y días de lluvia en dicha cuenca, medidas en estaciones climáticas y pluviométricas entre los años 1971 y 2005.

Debido a que en este informe se describen varios procesos, bajo un mismo enfoque temático, el mismo ha sido estructurado en las siguientes partes: En la primera se presenta un breve marco conceptual acerca de las técnicas de procesamiento geoestadístico; en segundo lugar aparece el proceso metodológico seguido para la selección de la técnica geoestadística más idónea para la representación espacial de las variables climáticas; y por último, se describen los resultados encontrados con las distintas técnicas de interpolación, resaltando los mejores.

¹ Estudiante de pregrado en Geografía de la Universidad del Valle y monitor asistente del grupo de investigación IREHISA.

² Profesor del Departamento de Geografía, Universidad del Valle.

2. Marco conceptual acerca de las técnicas de procesamiento geoestadístico

La geoestadística, como su nombre lo indica, es una rama de la estadística cuyo objeto es estimar, predecir y simular la ocurrencia de fenómenos espaciales. Su aplicación permite simular la continuidad espacial, que es un rasgo distintivo esencial de muchos fenómenos naturales, a partir de datos puntuales, adaptando las técnicas clásicas de regresión (Isaaks & Srivastava, 1989), lo cual es una sugestiva solución al problema de la disponibilidad de datos georeferenciados.

La implementación de métodos geoestadísticos para el estudio de fenómenos con correlación espacial surgió en la década de los sesenta, inicialmente con el fin de predecir valores de variables en sitios no muestreados. Según Giraldo (2002), como antecedentes suelen citarse los trabajos de Sichel (1947; 1949) quien observó la naturaleza asimétrica de la distribución del contenido de oro en minas surafricanas, la equiparó a una distribución de probabilidad lognormal y desarrolló las fórmulas básicas para representar esa distribución. Ello permitió obtener una primera estimación de las reservas del mineral, pero bajo el supuesto de que las mediciones eran independientes, en clara contradicción con el hecho de que existen zonas más ricas que otras. Una aproximación a la solución de este problema fue dada por el geólogo G. Krige (1951), quien propuso una variante del método de medias móviles, el cual puede considerarse como el equivalente al krigeado simple. También es muy reconocido en el campo, el aporte y solución al problema de la predicción y estimación realizado por Matheron (1962), en la escuela de minas de París.

En los años sucesivos, la teoría se ha venido depurando, ampliando su campo de validez y reduciendo las hipótesis necesarias para la aplicación de técnicas de interpolación (Samper y Carrera, 1990). De la minería, las técnicas geoestadísticas se han "exportado" a muchos otros campos como hidrología, mapeo de suelo, ciencias de la tierra y más recientemente al monitoreo ambiental y al procesamiento de imágenes de satélite. En la actualidad, son muchos los ejemplos de aplicaciones de las herramientas geoestadísticas, sobre todo en estudios ambientales, predicción y análisis de la distribución de plagas en cultivos (Moral, *et al.* 2004) (Salas & Chuvieco 1993; Giraldo, *et al.* 2000; Sommer, *et al.* 2000).

Como se sabe, en nuestros países, la ubicación de las estaciones climáticas o meteorológicas es mayormente irregular, las que fueron instaladas en muchos casos primando criterios de acceso y seguridad y no tanto de idoneidad, lo que determina que existan desbalances en la densidad y representatividad de los datos obtenidos de las mismas. Para el caso de Colombia, aparecen zonas con un número excesivo de estaciones, mientras otras adolecen por completo de sitios de recolección y por tanto de representatividad en los datos. Según Lennon y Turner (1995), la mayoría de los mapas de variabilidad de las variables climáticas han sido realizados utilizando isolíneas –isoyetas, isotermas, isobaras- las que son realizadas manualmente o sin considerar la varianza espacial entre los datos; se trata, en muchos casos, de interpolaciones que tienen alta subjetividad y empirismo. Posteriormente se utilizó la técnica de polígonos de Thiesen para mostrar el área de influencia de una estación, técnica que tampoco ha aceptada, por cuanto los fenómenos climáticos no tienen un comportamiento similar a un polígono regular.

Hoy día, son muchos los métodos de interpolación existentes, deterministas o geoestadísticos, con casi infinitas posibilidades de combinación de criterios. Cabe esperarse, además, que varíen en su comportamiento, dependiendo de la variable climática que se desee interpolar, de la distribución de las estaciones, de las características del área de estudio y de la resolución espacial y temporal deseada. Por este motivo, según Bustamante (2003 pág.360) existe una cierta controversia acerca de cuál es el mejor método para producir una superficie climática interpolada, partiendo de un conjunto limitado de estaciones meteorológicas. En todo caso, en lo concierne a este trabajo se considerará a los errores cuadráticos medios y la expresión cartográfica de la interpolación, como los criterios que nos permitirán definir cuál método de interpolación es más idóneo para representar las variables precipitación, temperatura y días de lluvias en la cuenca del Alto Cauca.

3. Metodología

3.1 Área de estudio

El Río Cauca es uno de los principales ríos del país, con una longitud de 1350 km. y una cuenca hidrográfica de aproximadamente 63.300 km². Nace al sur del país, en el Páramo de Sotará en el Macizo Colombiano, departamento del Cauca, y desemboca en el Brazo de Loba del Río Magdalena, en el departamento de Bolívar, al Norte del país. Recorre los departamentos del Cauca, Valle del Cauca, Quindío, Risaralda, Caldas, Antioquia, Córdoba, Sucre y Bolívar. En su cuenca se encuentran asentados cerca de 183 municipios de estos departamentos.

El área de estudio seleccionada es la sección de la cuenca denominada Alto Cauca (figura 1), que tiene como límites las estribaciones de los Coconucos en el Macizo Colombiano y el municipio de Timba, en el límite interdepartamental Cauca - Valle del Cauca, ubicados al sur oriente y sur occidente, respectivamente; desde allí está limitada, y en dirección Norte, por las divisorias de aguas de las cordilleras Central y Occidental, hasta llegar a los límites departamentales de Quindío, Risaralda y Chocó. El recorrido del río en este tramo es de 170 km. y presenta un descenso desde los 4000 m. de altitud a 1000 m.

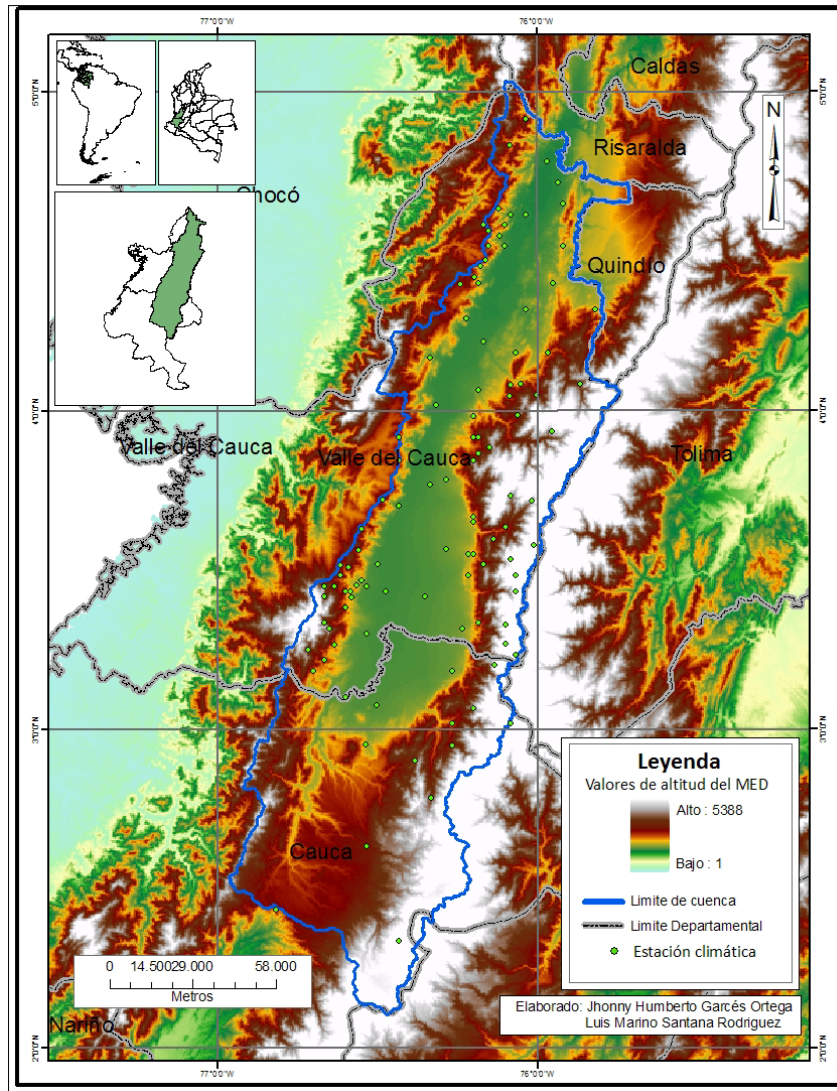


Figura 1 Localización de la cuenca del Alto Cauca y ubicación de las estaciones.

3.2 Datos utilizados y procesamiento de los mismos

Para el estudio de la variabilidad espacial de la precipitación se tomaron los registros de 107 estaciones climáticas, entre los años 1974 y 2005, ubicadas en la cuenca del Alto Cauca; dichos datos fueron suministrados por el Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM) y la CVC. Una vez organizados y depurados los registros de precipitación, se obtuvieron cinco variables: (1) el promedio ANUAL, considerando todo el período analizado; (2) el promedio para los meses de diciembre, enero y febrero -DEF-; (3) el promedio para marzo, abril y mayo -MAM-; (4) el promedio para junio, julio y agosto -JJA-; y (5) el promedio de los meses de septiembre, octubre y noviembre -SON-. En los cuatro últimos casos se tuvo en cuenta la distribución estacional de los períodos de lluvia en la región, como consecuencia de la dinámica de la zona de confluencia intertropical.

Varios estudios han concluido que las variables topográficas tienen influencia en la precipitación (Portales *et al.* 2008; Serrano *et al.* 2003). Por lo tanto, al tomar en

consideración variables topográficas, en el proceso de interpolación, se esperan mejores resultados que considerando solo la precipitación. En nuestro caso tomaremos la altitud (ALT) y la orientación de ladera (ORI) como variables secundarias, las que se obtuvieron del Modelo Digital de Elevación a 30 metros de resolución, proporcionado por la CVC.

Como parte del tratamiento estadístico de las variables, inicialmente se realizó un análisis exploratorio de los datos, con el fin de identificar la existencia de valores extremos, y, de ser así, su localización geográfica. Posteriormente se evaluó si cumplían el criterio de normalidad en la distribución, y se analizaron otras medidas de variabilidad y correlación, como aspectos importantes para establecer el cumplimiento de ciertos supuestos necesarios para la aplicación de la teoría geoestadística, así como para definir qué procedimiento de predicción es el más conveniente. Para establecer la normalidad en los datos, se aplicaron los tests Swelness y Kurtosis; y para conocer la tendencia de las variables de precipitación se observó el semivariograma gráfico en direcciones Norte-Sur y Este-Oeste.

3.3 Análisis estructural

Se calculó el semivariograma empíricamente para el análisis de la continuidad espacial y conocer la variabilidad de los datos con respecto a la distancia, pudiendo así determinar el LAG con relación a la meseta donde se estabiliza la gráfica que representa la función de semivarianza. Este procedimiento se realizó con todas las variables de precipitación, por ser los datos primarios; se consideraron la distancia entre pares de estaciones y la semivarianza de las variables climáticas.

Para conocer la diferencia de distancia entre pares de estaciones, se realizó una matriz de distancias utilizando la ecuación (1), donde X e Y son las coordenadas en metros, oeste y norte respectivamente, de la primera estación y X_i e Y_i las coordenadas de la otra estación:

$$r_i = \sqrt{(X - X_i)^2 + (Y - Y_i)^2} \quad (1)$$

La obtención de la semivarianza de las variables de precipitación, entre pares de estaciones, se obtuvo aplicando la ecuación (2). La función de semivarianza no se trabajó con agrupación de datos por distancias como se suele trabajar en la covarianza, sino con los datos individuales; esto por cuanto no se tienen estudios antecedentes en la región que puedan orientar la organización de los datos.

$$SV = 1/2 N \sum (Z_{(x+h)} - Z_{(x)})^2 \quad (2)$$

Siendo SV la semivarianza, $Z_{(x)}$ es el valor en una primera estación y $Z_{(x+h)}$ es el valor en la segunda estación, la que está separada por un distancia h , y N corresponde al número de estaciones relacionadas.

Ya después de tener la semivarianza y la distancia de cada estación se procedió a hacer un análisis en un gráfico de dispersión para mirar el nivel de varianza de los datos y comprobar si no hay una dependencia de la distancia en su variabilidad; y también mirar

la meseta que es la parte de la gráfica donde los datos se estabilizan en la línea de tendencia (figura 2), el valor de la meseta en distancia es el LAG empírico que nos servirá en la aplicación de los métodos de interpolación.

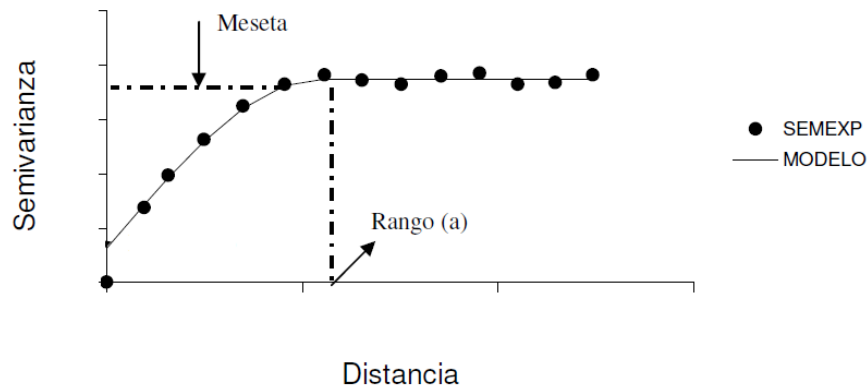


Figura 2, gráfica de semivarianza vs la distancia.

3.4 Procedimientos de interpolación.

En los métodos de interpolación geoestadísticos se asume que la variación espacial de una variable climática es demasiado irregular para ser modelado por una función matemática, y su variación espacial podría ser predicha por una superficie probabilística con mejores resultados. Algunos autores (Moral, 2003), llaman variable regionalizada a las que muestren este tipo de comportamiento, que consiste en un componente de flujo y un componente arbitrario pero espacialmente correlacionado.

La metodología responde al intento de abordar la comparación de un conjunto diverso de técnicas de interpolación, de las propuestas por distintos autores ya antes citados, de una manera sistemática, sobre el mismo conjunto de estaciones climáticas y para el mismo periodo temporal. La selección del método más adecuado se realizó considerando los errores mínimos, obtenidos a través de un prueba de validación cruzada. Las interpolaciones valoradas en el trabajo fueron las siguientes:

- Inverso de la Distancia Ponderada
- Kriging Ordinario
- Kriging Universal
- Cokriging Ordinario
- Cokriging Universal

3.4.1 Inverso de la distancia ponderada (IDW)

En este método, el valor de una variable en un punto no muestreado, es el promedio de la distancia inversa ponderada de los valores de los puntos muestreados que se encuentran alrededor (Burrough y McDonnell, 1998; citado por Flores, 2005 pág. 342), Esta interpolación es realizada a través de una combinación de tipo lineal de los datos disponibles, promediados con un peso que es función del inverso de la distancia. Esto

significa que a mayor cercanía del punto de muestreo disponible al punto a interpolar, mayor influencia tendrá dicho dato en su cálculo. El IDW es uno de los métodos de interpolación más sencillos que existen; tiene la ventaja de que es rápido y funciona bien cuando la densidad de puntos de muestreo es alta. Entre las principales desventajas está el hecho de que la superficie generada no puede tener grandes cambios de pendiente como ocurre en los acantilados y tampoco es fácil conseguir superficies planas o pendientes constantes. Este método se define con la siguiente función lineal(3) (Flores, 2005):

$$\hat{\beta} * x_0 f = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i^p} \beta(x_i) f}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i^p}} \quad (3)$$

donde $\hat{\beta} * x_0 f$ es el valor estimado en un sitio no muestreado en la ubicación x_0 ; $\beta(x_i)$ es el valor observado en la ubicación x_i ; d_i son las distancias de cada una de las sitios observados hacia el punto no muestreado; p es el exponente del valor de la distancia; n es el número de sitios muestreados.

3.4.2 Kriging

Este método se basa en el principio de que, en aquellas variables que cambian de manera continua en el espacio, los puntos espacialmente próximos tienden a tener valores más similares que los que están más alejados (Bustamante, 2003). Alguna literatura hace evidencia de las principales características que hacen del kriging un método de estimación muy superior a los tradicionales, como el inverso ponderado de la distancia, la triangulación, etc.; Por ejemplo, mientras que los métodos tradicionales utilizan el concepto euclidiano de la distancia para el cálculo de los pesos que se aplicarán a cada dato muestral, el kriging considera tanto la distancia como la geometría de la localización de las muestras. Otra característica importante es que mediante el kriging se minimiza la varianza del error esperado (Giraldo, 2005). Como el valor real en un punto no muestral es desconocido, el kriging emplea un modelo conceptual con una función aleatoria asociada a los valores reales.

3.4.2 Cokriging

En general, las estimaciones y simulaciones cartográficas son realizadas usando sólo los valores de la muestra de una variable. Sin embargo, en algunos métodos de interpolación un juego de datos a menudo contendrá, no sólo la variable primaria de interés, sino también una o varias variables secundarias. El método Cokriging tiene la capacidad de incorporar información secundaria que esté relacionada con la variable principal; en este caso, junto a las variables de precipitación se utilizaron la altitud y la orientación de las laderas o vertientes.

Sin embargo, a medida que el número de variables secundarias aumenta el modelo de cokriging se hace más complejo y necesita de una capacidad de computación mayor. (Portales et al. 2008)

3.5 Validación cruzada

El proceso de la validación cruzada consiste en la comparación de los valores predichos por los mapas de interpolación de variables climáticas con los valores de las estaciones meteorológicas que no han intervenido en la calibración del modelo (ajuste de regresión) ni en el proceso de corrección de residuos. Los indicadores estadísticos que se utilizó para escoger el mejor método fueron:

1) El error medio (*mean*), pero especialmente el *mean standardized*, deben estar lo más cerca de cero.

2) El error cuadrático medio, RMS, debe estar próximo al error típico medio (*average standard error*), y

3) El error cuadrático medio estandarizado (RMSS) debe estar próximo a uno

Además se tendrán en cuenta el producto cartográfico de las distintas interpolaciones en este trabajo mostraremos el menor y el mejor método de interpolación de cada variable.

4 Resultados y discusión

Con respecto al análisis exploratorio de datos se encontró que las variables de precipitación y las variables secundarias (topográficas) no presentaban normalidad en los datos, por lo que se decidió aplicarles transformación logarítmica en el proceso de interpolación. Analizando las gráficas de tendencias para cada variable (Figura 2), se puede identificar que las variables de precipitación están representadas por una función cuadrática y que la distribución de los valores son consecuentes con la región topográfica del valle geográfico del Río Cauca, donde la parte central tanto en la dirección norte-sur así como la dirección este-oeste tienen menores alturas y por lo tanto presumimos que tienen menores precipitaciones, podemos intuir de antemano la relación que tiene la precipitación con la altura o elevación.

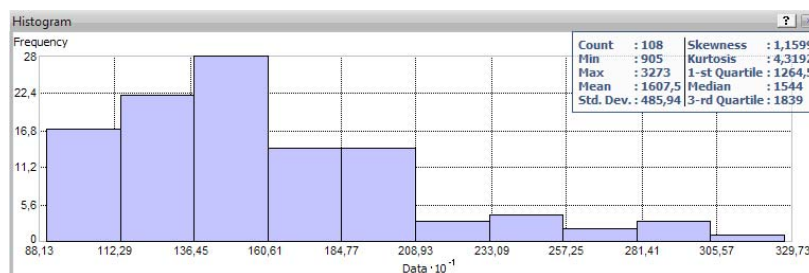


Figura 3: Histograma para el caso de la precipitación ANUAL, se puede ver, tanto por el mapa como las pruebas de Kurtosis y Skerwness, que los datos no cuentan con una distribución normal.

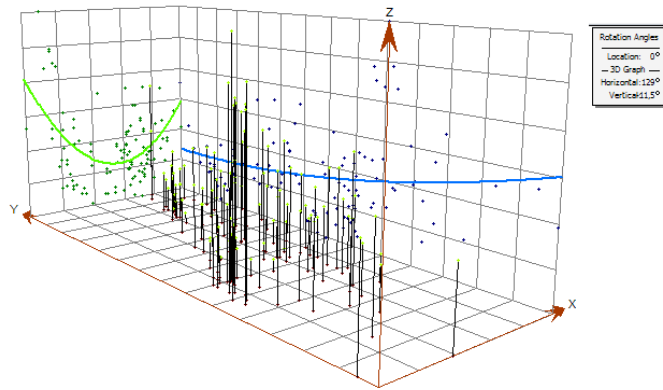


Figura 4: Gráfico para el análisis de tendencia.

La tabla 1 muestra los indicadores estadísticos obtenidos mediante la validación cruzada para los métodos de interpolación anteriormente mencionados.

| | INTERPOLACION | MODELO | ANUAL | DEF | MAM | JJA | SON |
|-------|---------------|--------------|---------------|----------------|--------|---------------|--------------|
| MEAM | | Spherical | 24,37 | 17 | 11,93 | 3,624 | 9,765 |
| | KO | Exponential | 26,41 | 16,73 | 11,87 | 3,645 | 9,441 |
| | | Gaussian | 24,04 | 16,82 | 11,75 | 3,464 | 7,325 |
| | | Spherical | 19,86 | 13,18 | 7,94 | 2,734 | 5,832 |
| | KS | Exponential | 21,53 | 11,99 | 7,425 | 2,401 | 5,629 |
| | | Gaussian | 20,42 | 11,27 | 7,411 | 2,765 | 5,215 |
| | | Spherical | 2,432 | -4,02 | -6,821 | -3,887 | -6,373 |
| | KU | Exponential | 3,963 | -3,154 | -6,339 | 0,804 | -7,169 |
| | | Gaussian | 5,654 | -4,334 | -8,981 | -4,212 | -10,6 |
| | | Spherical | 29,91 | 15,1 | 10,45 | 3,187 | 10,34 |
| | CKO(ALT) | Exponential | 31,17 | 15,81 | 10,97 | 3,396 | 10,24 |
| | | Gaussian | 29,63 | 14,44 | 9,837 | 3,122 | 10,1 |
| | | Spherical | 32,76 | 17,42 | 11,89 | 3,497 | 8,65 |
| | CKO(ORI) | Exponential | 34,37 | 16,57 | 11,58 | 3,629 | 9,838 |
| | | Gaussian | 32,06 | 16,81 | 11,73 | 3,43 | 9,181 |
| | | Spherical | -26,44 | 3,353 | -5,491 | -3,438 | -3,203 |
| | CKU(ALT) | Exponential | -26,51 | -0,1139 | -5,314 | 0,879 | -2,432 |
| | | Gaussian | -27,74 | 3,691 | -8,083 | -3,864 | -1,12 |
| | | Spherical | -30,85 | 0,999 | -6,826 | -3,873 | -8,9 |
| | CKU(ORI) | Exponential | -30,83 | -1,461 | -6,345 | 0,7209 | -8,782 |
| | Gaussian | -31,43 | 2,496 | 1,056 | -4,187 | -11,4 | |
| IDP | - | 1,492 | -0,0423 | 2,328 | 1,428 | 1,026 | |
| RMS | | Spherical | 427,9 | 222,6 | 178,9 | 87,11 | 173,1 |
| | KO | Exponential | 420,6 | 213,6 | 180,2 | 85,73 | 166,4 |
| | | Gaussian | 433,8 | 222,7 | 178,3 | 87,69 | 157 |
| | | Spherical | 474,8 | 201,4 | 176,3 | 95,74 | 162,2 |
| | KS | Exponential | 476,2 | 201,6 | 177,1 | 96,57 | 162,4 |
| | | Gaussian | 476,8 | 202,4 | 176,7 | 96,03 | 163 |
| | | Spherical | -312,1 | 90,36 | 111,1 | 66,55 | 127,9 |
| | KU | Exponential | -304,5 | 87,76 | 107,3 | 74,26 | 130 |
| | | Gaussian | -315,5 | 90,39 | 118,3 | 67,36 | 142,3 |
| | | Spherical | 484,9 | 212,5 | 182 | 91,02 | 165,7 |
| | CKO(ALT) | Exponential | 473,6 | 209,4 | 181,6 | 89,35 | 166,7 |
| | | Gaussian | 519,9 | 214,6 | 183,4 | 91,27 | 164,7 |
| | | Spherical | 508,9 | 225 | 179,4 | 86,36 | 173,9 |
| | CKO(ORI) | Exponential | 490,4 | 215 | 184,7 | 86,42 | 169,2 |
| | | Gaussian | 514,5 | 225 | 178,9 | 87,85 | 176,8 |
| | | Spherical | 389 | 107,2 | 109,6 | 66,27 | 102,2 |
| | CKU(ALT) | Exponential | 388,5 | 104,3 | 104,3 | 74,15 | 94,86 |
| | | Gaussian | 398 | 109,9 | 118,2 | 66,71 | 95,1 |
| | | Spherical | 392,3 | 105,4 | 111 | 72,71 | 133,8 |
| | CKU(ORI) | Exponential | 394,2 | 104,2 | 107,1 | 74,17 | 134,3 |
| | Gaussian | 398,7 | 100,7 | 110,2 | 67,21 | 140,5 | |
| IDP | - | 319,1 | 91,72 | 109,5 | 65,78 | 115,6 | |
| R M C | | Spherical | 0,986 | 1,046 | 1,122 | 1,337 | 1,066 |
| | KO | Exponential | 0,984 | 1,031 | 1,116 | 1,329 | 1,032 |

| | | | | | | | |
|--|----------|-------------|---------------|---------------|--------------|--------------|--------------|
| | | Gaussian | 0,999 | 1,06 | 1,113 | 1,343 | 1,037 |
| | | Spherical | -1,099 | 1,089 | 1,171 | 1,377 | 1,165 |
| | KS | Exponential | -1,089 | 1,109 | 1,163 | 1,402 | 1,14 |
| | | Gaussian | -1,109 | 1,134 | 1,174 | 1,379 | 1,175 |
| | | Spherical | -0,907 | 0,9649 | 1,079 | 1,279 | 1,074 |
| | KU | Exponential | -0,919 | 0,9497 | 1,056 | 1,281 | 1,056 |
| | | Gaussian | -0,9265 | 0,9612 | 1,063 | 1,265 | 1,1 |
| | | Spherical | 0,9508 | 1,013 | 1,076 | 1,313 | 1,015 |
| | CKO(ALT) | Exponential | 0,9391 | 0,9904 | 1,077 | 1,305 | 1,009 |
| | | Gaussian | 0,971 | 1,039 | 1,082 | 1,326 | 1,023 |
| | | Spherical | 1 | 1,049 | 1,128 | 1,356 | 1,131 |
| | CKO(ORI) | Exponential | 0,982 | 1,025 | 1,085 | 1,33 | 1,079 |
| | | Gaussian | 1,03 | 1,054 | 1,12 | 1,382 | 1,116 |
| | | Spherical | 0,9833 | 1,038 | 1,075 | 1,283 | 1,043 |
| | CKU(ALT) | Exponential | 0,9684 | 1,026 | 1,049 | 1,284 | 1,025 |
| | | Gaussian | 1,003 | 1,049 | 1,064 | 1,263 | 1,06 |
| | | Spherical | 0,9954 | 1,05 | 1,079 | 1,284 | 1,142 |
| | CKU(ORI) | Exponential | 0,984 | 1,049 | 1,056 | 1,281 | 1,092 |
| | | Gaussian | 1,01 | 1,067 | 1,066 | 1,261 | 1,13 |

| | | | | | | | |
|-------------------|----------|-------------|----------------|----------------|----------------|---------------|---------------|
| Mean Standardized | | Spherical | -0,0056 | -0,012 | -0,0044 | -0,039 | -0,020 |
| | KO | Exponential | 0,0039 | -0,009 | -0,0062 | -0,038 | -0,016 |
| | | Gaussian | -0,0039 | -0,016 | -0,0049 | -0,034 | -0,020 |
| | | Spherical | -0,01539 | -0,009 | -0,020 | -0,037 | -0,030 |
| | KS | Exponential | -0,009 | -0,016 | -0,021 | -0,049 | -0,025 |
| | | Gaussian | -0,015 | -0,026 | -0,024 | -0,039 | -0,036 |
| | | Spherical | -0,019 | -0,047 | -0,040 | -0,089 | -0,049 |
| | KU | Exponential | -0,919 | -0,032 | -0,039 | -0,068 | -0,045 |
| | | Gaussian | -0,9265 | -0,03 | -0,029 | -0,084 | -0,048 |
| | | Spherical | 0,00004 | -0,015 | -0,012 | -0,036 | -0,014 |
| | CKO(ALT) | Exponential | -0,0016 | -0,0086 | -0,006 | -0,037 | -0,007 |
| | | Gaussian | -0,0016 | -0,015 | -0,012 | -0,046 | -0,010 |
| | | Spherical | -0,014 | -0,011 | -0,0020 | -0,088 | -0,024 |
| | CKO(ORI) | Exponential | -0,005 | -0,0121 | -0,0050 | -0,070 | -0,014 |
| | | Gaussian | -0,011 | -0,0139 | -0,0109 | -0,084 | -0,022 |
| | | Spherical | -0,002 | -0,0363 | -0,036 | -0,050 | -0,0375 |
| | CKU(ALT) | Exponential | 0,0020 | -0,0193 | -0,035 | -0,075 | -0,0333 |
| | | Gaussian | -0,0039 | -0,0003 | -0,033 | -0,048 | -0,0331 |
| | | Spherical | -0,020 | -0,048 | -0,040 | -0,037 | -0,049 |
| | CKU(ORI) | Exponential | -0,0205 | -0,034 | -0,041 | -0,039 | -0,046 |
| Gaussian | | -0,0255 | -0,035 | -0,026 | -0,035 | -0,042 | |

Tabla 1: Indicadores estadísticos.

Analizando los valores obtenidos se observa como los peores resultados para este caso se obtienen con los modelos son el KS y COK(ORI), a pesar de que este ultimo hay que reconocer que generalmente hay una significativa mejora en los estadísticos se obtiene generalmente con los métodos de cokrigado, mostrando la relevancia de la inclusión del valor estimado por regresión como una variable secundaria. Otro factor que hay que tener en cuenta es que el método CKU(ALT) se muestra en muchas variables como el más óptimo, por lo que podemos concluir que la altura trabaja mejor como variable secundaria para la interpolación de la precipitación que la orientación de ladera. El IDP no arroja suficientes indicadores estadísticos para compararse de manera significativa con los demás métodos.

4.1 Distribución espacial de la precipitación interpolada.

A continuación se muestra el mejor y peor método para cada variable de precipitación trabajada. Se puede valorar también los resultados obtenidos mediante el análisis de los mapas obtenidos mediante las diferentes interpolaciones (Fig. 5).

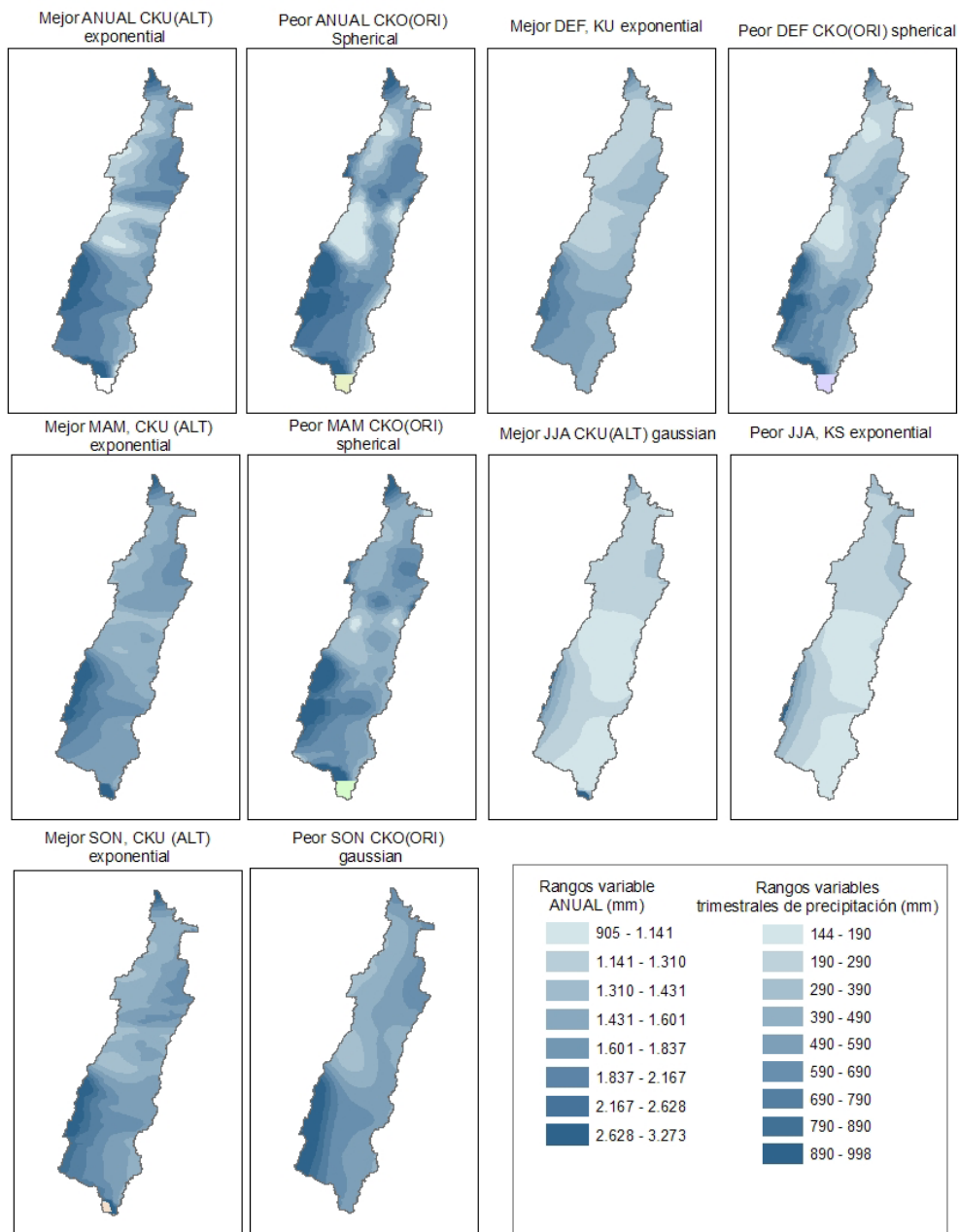


Figura 5. Comparación de los mejores mapas

En el cada variable es evidente, que a pesar estamos comparando el peor y el mejor método, hay semejanzas en la distribución espacial de la precipitación representada en todos los métodos. Mostrando diferencias significativas entre el comportamiento espacial de la precipitación entre las áreas montañosas que rodean la cuenca en los dos extremos y al sur, como también su menor intensidad en la parte central que en su mayoría registra menos precipitaciones en comparación con la zona alta. Sin embargo en la parte sur hay diferencias altas entre los distintos métodos, lo que es entendible si analizamos la distribución de las estaciones pluviométricas antes expuestas, lo que evidencia un poco presencia de estaciones en esa zona lo que implica que no se obtengan resultados tan significativos para esas áreas.

Analizando un poco los productos cartográficos, podemos apreciar que en los modelos de cokrigado la influencia geográfica es más pronunciada. Sin embargo, en el caso del CKO (ORI) presenta deficiencias para representar el comportamiento de la precipitación, en comparación a las otras superficies simuladas.

5. CONCLUSIONES.

En este trabajo se han analizado cinco métodos de interpolación geoestadística para obtener modelos digitales de precipitación para la región de la cuenca del Alto Cauca. En primer lugar, se agruparon los datos disponibles de precipitación desde los años 1971 hasta el 2005 en 1 variable anual y 4 trimestrales, así como también se definieron algunas variables topográficas para implementarlas con algunas técnicas geoestadísticas como variables secundaria; así como el producto entre ellas para un análisis posterior y su posible introducción en los estimadores multivariados. En segundo lugar, se calcularon los modelos y se compararon cartográfica y estadísticamente a través de la validación cruzada. Para los estimadores de cokrigado se compararon dos variables secundarias.

Las conclusiones que se derivan del análisis se pueden resumir en estos puntos:

1. Los métodos de Kriging (ordinario, simple y universal), aunque consiguen resultados estadísticamente satisfactorios, no son capaces de describir la precipitación tan bien como los métodos de cokrigado.
2. Los mejores métodos de interpolación son los geoestadísticos, especialmente los basados en el Cokrigado (CKO y CKU), cuando consideramos los valores de la estimación obtenida mediante la regresión como información secundaria. Ambos métodos CKO y CKS, proporcionan modelos fiables para
- 3 Finalmente, y de acuerdo a los indicadores estadísticos y al producto cartográfico es más significativo trabajar con la altura como variable secundaria en los métodos de Cokrigado que con la orientación de ladera.

Bibliografía

Bustamante J. Cartografía predictiva de variables climáticas: Comparación de distintos modelos de interpolación de la temperatura en España peninsular. Graellsia: revista de zoología, ISSN 0367-5041, Vol. 59, N°. 2-3, 2003, pags. 359-376.

Flores Garnica, J. & Moreno González, D. Modelaje espacial de la influencia de combustibles forestales sobre la regeneración natural de un bosque perturbado. Revista Agrociencia, ISSN 1405-3195, null 39, N°. 3, 2005, pags. 339-349

Giraldo H. R., W. Troncoso, J. E. Mancera. & Néstor Méndez H.: Geoestadística: una herramienta para la modelación en estuarios. Revista Académica Colombiana Ciencia. 24(90): 59-72, 2000. ISSN 0370-3908.

Giraldo, H. R. Introducción a la geoestadística, Teoría y aplicación. Simposio de estadística UNAL, Bogotá Colombia. 2002.

Mejía, F., O. Mesa, G. Poveda, J. Vélez, C. Hoyos, R. Mantilla, J. Barco, J., A. Cuartas, M. Montoya, y B. Botero. Distribución Espacial y Ciclos Anual y Semianual de la Precipitación en Colombia. DYNA, No. 127, 7-24, Agosto, 1999.

Moral García F.J., Rodríguez Bernabé J.A., Arranz Romero A., De La Cruz Blanco J.J., Honorio Guisado F.: Técnicas geoestadísticas aplicadas al análisis de la distribución de capturas de *Helicoverpa armigera* (Hübner)(Lepidoptera Noctuidae) mediante trampas con feromonas sexuales en una plantación de tomate. Boletín de sanidad vegetal. Plagas, ISSN 0213-6910, Vol. 30, N° 4, 2004, págs. 733-744

Moral García F.J., Canito Lobo, J. L., Álvarez Martínez P. Representación gráfica de la distribución de la contaminación atmosférica de la ciudad de Badajoz mediante el uso del modelo de Rasch y de métodos geoestadísticos. Universidad de Extremadura, España

Moral García F.J. Aplicación de la geoestadística en las ciencias ambientales. Ecosistemas: Revista científica y técnica de ecología y medio ambiente, ISSN 1697-2473, N°. 1, 2004

Moral, F.J. La Representación Gráfica de las Variables Regionalizadas. Geoestadística lineal. Servicio de Publicaciones de la Universidad de Extremadura, Cáceres. 2003.

Portalés C., Boronat Zarceño N., Pardo-Pascual J.E., Balaguer-Beser, A. Un nuevo método para el cálculo de precipitaciones medias mediante técnicas de interpolación geoestadística considerando las características geográficas y topográficas del territorio. Congreso Internacional sobre Ingeniería Geomática y Topográfica, TOP-CART 2008. Febrero 2008, Valencia.

Sommer C. I., Fernández Pilar, Rivas Hilda, Guitiérrez R. Margarita. La geoestadística como herramientas en estudios de contaminación de suelos. Análisis de caso: afectación de suelo por arsénico, plomo y cadmio contenidos en jales mineros. Revista Internacional de Contaminación Ambiental, Universidad nacional Autónoma de México. ISSN: 0188-4999, vol. 16, número 004, 2000, Págs. 205-214.