



UNIVERSIDAD DISTRITAL
FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS



INTERPOLACION REGNIE PARA LLUVIA Y TEMPERATURA EN LAS REGIONES ANDINA, CARIBE Y PACÍFICA DE COLOMBIA

Regnie interpolation for rain and temperature in the andean, caribbean and pacific regions of Colombia

Diego Fernando Alzate Velásquez¹, Gustavo Alfonso Araujo Carrillo², Edwin Oswaldo Rojas Barbosa³, Douglas Andrés Gómez Latorre⁴ & Fabio Ernesto Martínez Maldonado⁵

Alzate-Velásquez, D.F., Araujo-Carrillo, G.A., Rojas-Barbosa, E.O., Gómez-Latorre, D.A., & Martínez-Maldonado, F.E. (2018). Interpolacion Regnie para lluvia y temperatura en las regiones Andina, Caribe y Pacífica de Colombia. *Colombia Forestal*, 21(1), 102-118

Recepción: 20 de febrero de 2017

Aprobación: 28 de agosto de 2017

Resumen

Se utilizó el modelo regionalizado de lluvia Regionalisierte Niederschlage (Regnie) para interpolar la lluvia y temperatura media del aire de las regiones Andina, Caribe y Pacífica de Colombia. Este modelo integró los datos de la pendiente y exposición del terreno obtenidos del modelo digital de elevación, así como los promedios climatológicos de 1440 series de precipitación y 258 series de temperatura registradas en igual número de estaciones meteorológicas de superficie para cada variable. Se establecieron los modelos de regresión lineal múltiple de la precipitación media anual y temperatura media anual del aire, además se utilizaron herramientas de geoprocésamiento para la generación de las superficies interpoladas. Los estadísticos de prueba de las superficies Regnie fueron similares a los obtenidos con interpolaciones con los métodos Spline e IDW para precipitación (coeficiente de determinación 0.81 y error medio de 55.6 mm) y mejores para la temperatura media (coeficiente de determinación 0.99 y error medio de 0.02°C).

Palabras clave: análisis espacial, lenguaje R, MDE, métodos determinísticos, precipitación, temperatura del aire.

Abstract

A regionalized rain interpolation model: Regionalisierte Niederschlage (REGNIE) was implemented to interpolate rain and average air temperature for the Andean, Caribbean and Pacific Regions in Colombia. This model integrated terrain slope and aspect obtained from the digital elevation model and the climatological average of 1440 precipitation time series and 259 temperature time series registered in the same number of weather stations for each variable. Multiple linear regression models of annual rainfall and annual average air temperature were obtained according to the model and geoprocessing tools were used for the generation of interpolated surfaces. Statistical results of REGNIE surfaces were similar to those obtained with SPLINE and IDW methods for precipitation (determination coefficient of 0.81 and 55.6 mm mean error) and better for average

- 1 Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria (Corpoica). Centro de Investigación Tibaitatá. Mosquera, Colombia. dfalzate@corpoica.org.co Autor para correspondencia.
- 2 Corpoica. Centro de Investigación Tibaitatá. Mosquera, Colombia. garaujo@corpoica.org.co
- 3 Corpoica. Centro de Investigación Tibaitatá. Mosquera, Colombia. eorojas@corpoica.org.co
- 4 Corpoica. Centro de Investigación Tibaitatá. Mosquera, Colombia. dgomez@corpoica.org.co
- 5 Corpoica. Centro de Investigación Tibaitatá. Mosquera, Colombia. femartinez@corpoica.org.co

DOI: <http://doi.org/10.14483/2256201X.11601>

mean temperature (coefficient of determination 0.99 and average error of 0.02 °C).

Key words: spatial analysis, R language, DEM, deterministic methods, rainfall, air temperature.

INTRODUCCIÓN

Modelos de predicción espacial como la distancia inversa, Kriging, curvatura mínima, triangulación o funciones de base radial se han utilizado para generar superficies continuas a partir de datos climáticos provenientes de un número discreto de puntos de medición (Mejía *et al.*, 1999; Sluiter, 2009; Hengl, 2009). Estas metodologías buscan generar superficies climáticas en un área de interés a partir de las mediciones en ciertos puntos, en algunos casos integrando variables topográficas o geográficas (Agnew & Palutikof, 2000; Ninyerola *et al.*, 2000; Marquinez *et al.*, 2003).

Dentro de los modelos de predicción espacial es posible hablar de dos enfoques: determinístico y probabilístico. El determinístico es de carácter empírico tradicional y se encuentra ampliamente instrumentalizado en modelos mecánicos como los polígonos de Thiessen (también conocido como vecino más cercano o diagramas de Voronói), red de triángulos irregulares (TIN por sus siglas en inglés), distancia inversa ponderada (IDW por su sigla en inglés), funciones polinomiales (Spline) o de regresión lineal y redes neuronales (Sluiter, 2009; Hengl, 2009).

Los modelos determinísticos suelen tener desventajas frente a los probabilísticos de tipo geostatístico (como el Kriging), en especial porque no incluyen los errores de los valores esperados (Giraldo, 2000). Sin embargo, su simplicidad los hace útiles y en algunos casos con rendimiento tan bueno o mejor que los estocásticos (Hengl, 2009; Rauthe *et al.*, 2013). En general, existe controversia respecto al mejor método para generar superficies climáticas a partir de un conjunto limitado de puntos de observación (Bustamante, 2003), razón por la que la elección del método debe ser cuidadosa (Montoya *et al.*, 2000). Se deben analizar

las variantes de los métodos, la distribución espacial de las observaciones, las características del área de estudio, así como la naturaleza y resolución temporal y espacial de la variable climática que se desea interpolar (Montoya *et al.*, 2000). Por ejemplo, la precipitación en las regiones Andina y Caribe de Colombia es modulada temporalmente por la Zona de Confluencia Intertropical (ZCIT), pero factores orográficos como la elevación y orientación de las pendientes determinan la circulación de los vientos, formación de nubes y finalmente la distribución espacial de las lluvias (Mesa *et al.*, 1997).

Se han utilizado diferentes aproximaciones para generar superficies climáticas continuas en Colombia. Saavedra e Izquierdo (1993), citados por Montoya *et al.* (2000), usaron los métodos Spline y Kriging, respectivamente, para interpolar totales anuales de precipitación. Mejía *et al.* (1999) aplicaron con deriva externa para la precipitación media anual y Kriging ordinario para la escala media mensual. Montoya *et al.* (2000) emplearon el método de Gandin, una extensión del método de aproximación polinomial propuesto por Cressman (1959) para la precipitación. El Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales -Ideam (2005), representó en su atlas climatológico isolíneas o isoregiones de las principales variables climáticas usando el método IDW, desarrollado inicialmente por Shepard (1968).

El modelo de lluvia regionalizada, Regnie, es un modelo determinístico, desarrollado a partir de estudios de la influencia de la topografía en la hidrología e hidrometeorología (Rauthe *et al.*, 2013), utilizado por el Servicio Meteorológico (Abteilung Hydrometeorologie, 2013) y la comunidad climatológica e hidrológica en Alemania (Schwitalla *et al.*, 2008; Grasselt *et al.*, 2008; Photiadou *et al.*, 2011; Bellprat *et al.*, 2012; Kotlarski *et al.*,

2012; Berg *et al.*, 2013). El modelo Regnie es una combinación entre un modelo de regresión lineal múltiple y el IDW (Buishand *et al.*, 2008). Se basa esencialmente en usar datos puntuales de variables climáticas como precipitación o temperatura con su respectiva ubicación geográfica (latitud-longitud) y datos fisiográficos de estas ubicaciones como la elevación, la pendiente y la exposición del terreno, para calcular cocientes con una regresión lineal múltiple (RLM), que son multiplicados por los coeficientes de la regresión para obtener espacialmente la variable climática en una región deseada (Soenario *et al.*, 2010). Regnie es considerado de carácter global porque recurre a información externa (*v. gr.* modelos digitales de elevación [MDE]), y crea modelos de dependencia entre los datos climáticos analizados (Saz *et al.*, 2010).

El propósito de este trabajo fue aplicar y evaluar el modelo Regnie para establecer si se ajusta a las condiciones geográficas y climáticas de Colombia, comparándolo con otros métodos determinísticos como IDW o Spline; así mismo, identificar las ventajas y desventajas de su aplicación y determinar la viabilidad de su utilización en el mapeo y estudios de caracterización climática en el país. La implementación de este método es viable y promete buenos resultados, dado que en la actualidad es posible generar superficies fisiográficas de elementos de fácil acceso, como aquellos derivados de los MDE, que pueden ser utilizados para mejorar la generación de superficies climáticas, pues estos elementos tienen influencia directa en la distribución espacial de variables climáticas en regiones montañosas.

La importancia del estudio radica en la obtención de datos e información climática con mayor resolución espacial y precisión, con la cual se podría generar información para aquellas áreas en las que no se dispone de registros climáticos y se puede mejorar el conocimiento de patrones espaciales de comportamiento de los elementos climáticos en el país.

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio

El área de estudio utilizada corresponde a los departamentos de las regiones Andina, Pacífica y Caribe de Colombia, con un área de 481 312 km² (figura 1). Se utilizó el promedio multianual para el periodo 1980-2011 de 1440 estaciones con datos de lluvias y 258 estaciones con datos de temperatura media del aire. Estos promedios fueron construidos con las series históricas mensuales de las estaciones disponibles dentro del área de estudio que aprobaron controles de calidad, incluyeron filtros gruesos, coherencia estadística y espacial, además que hayan sido sometidas a la generación de datos faltantes mediante el método de las

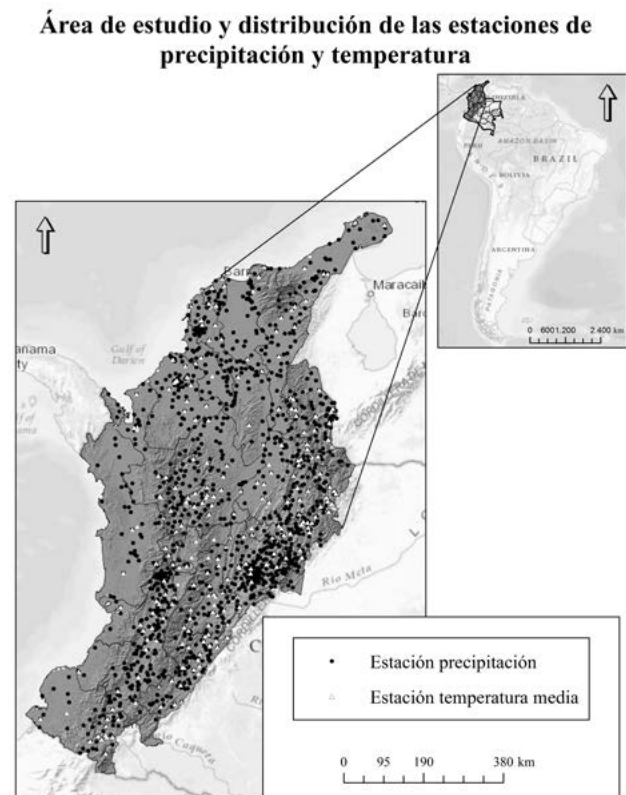


Figura 1. Área de estudio y distribución de las estaciones con promedios de precipitación y temperatura.

proporciones (Guijarro, 2014) y a pruebas de homogeneidad como el test SNHT (Standard Normal Homogeneity Test; Alexandersson, 1986) y el test de McCuen (McCuen, 1998).

Materiales y equipos

Los materiales y equipos empleados en el trabajo fueron los siguientes (tabla 1).

Métodos

Se siguió el modelo Regnie descrito por Rauthe et al. (2013), que incluyó dos etapas: primero, el cálculo de las variables geográficas-fisiográficas y, segundo, el cálculo espacial de la precipitación y temperatura media del aire.

Cálculo de las variables geográficas-fisiográficas

El cálculo de estas variables se fundamenta en una RLM (ecuación 1).

$$y_i = a_1x_{i1} + a_2x_{i2} + a_3x_{i3} + a_4x_{i4} + a_5x_{i5} + \varepsilon_i$$

ecuación 1

Donde,

Y_i = variable de un objeto en la estación i .

a_{ik} = coeficiente de regresión en la ecuación i para la variable k .

x_{ik} = k variables en la estación i con $x_{i1}=1$.

ε_i = proporción aleatoria de y_i o residuo.

Las cinco variables (k) determinadas por factores geográficos y fisiográficos son:

- Latitud y longitud (m).
- Elevación (m).
- Pendiente y exposición del terreno en el punto de la estación (°).

Se generaron las derivadas primarias del MDE de 30 metros, que corresponden a la pendiente y exposición; así como los continuos de latitud y longitud para las 1440 estaciones con datos de precipitación y 258 con datos de temperatura media del aire. Tras lo anterior, se obtuvieron las cinco variables necesarias para la RLM en el caso de precipitación (latitud, longitud, elevación, pendiente y exposición del terreno) y las tres para la temperatura media (latitud, longitud y elevación), representando cada una un ráster o superficie que hizo parte del cálculo de la ecuación de regresión lineal resultante.

La pendiente y exposición del terreno, variables consideradas parámetros morfométricos o primarios del terreno, fueron derivadas del MDE, del cual también se obtuvo la altitud (Hengl et al., 2003; Hengl & Reuter, 2008). La pendiente indicó la relación de cambio en elevación en una dirección XY. La exposición del terreno hizo referencia a la dirección o ángulo azimutal de la inclinación de la pendiente (Hengl et al., 2003).

Posteriormente, se calcularon de forma puntual los valores de latitud, longitud, elevación, pendiente y exposición del terreno para cada estación

Tabla 1. Materiales y equipos empleados en el trabajo

Material-equipos	Descripción
Programas	Sistema operativo Windows 8™. Software R (R Development Core Team, 2008) con la interfaz R Studio y los paquetes: dplyr, fields, ggplot2, gstat, sp, maptools, raster, rgdal, rgeos. Promedios anuales de precipitación y temperatura del aire para cada estación digitalizados en formato *.shp.
Archivos digitales	MDE SRTM de 30 m en formato *.img. Mapa de límites departamentales en formato *.shp.

analizada, con el fin de generar el modelo de RLM para precipitación y temperatura media utilizando el programa R. Se aplicó la técnica de mínimos cuadrados al modelo de RLM para obtener los coeficientes de regresión y con ellos se calcularon los residuos mediante la [ecuación 1](#). Los estadísticos de la RLM que permitieron valorar el modelo fueron el coeficiente de determinación (R^2), con rango entre 0 y 1 (1 indica una correlación perfecta de la muestra) y el estadístico F, que indica si la relación observada entre las variables dependientes y la independiente es producto del azar. Para completar el cálculo, los residuos de la RLM fueron interpolados de forma ponderada (IDW) con la [ecuación 2](#):

$$\tilde{z}_i = \frac{\sum_{k=1}^n \frac{z_k}{d_{ki}^2}}{\sum_{k=1}^n \frac{1}{d_{ki}^2}} \quad \text{ecuación 2}$$

Donde,

\tilde{z}_i =valor interpolado para el ráster (vacío) i.

z_k =residuo para el ráster (lleno) k.

d_{ki} =distancia entre los puntos centrales del ráster k e i.
 n =número de estaciones cercanas que se utilizarán en la interpolación.

Se realizó la interpolación del residuo de cada estación de forma ponderada, tal como se expresó en la ecuación 2.

Cálculo de la precipitación y temperatura media del aire

Se procedió a obtener la superficie de precipitación mediante la multiplicación de los coeficientes de la RLM con las cinco variables geográficas-fisiográficas en formato ráster y adicionando el residuo, tal como lo expresa la [ecuación 1](#). Para este proceso se desarrolló un script en lenguaje R ([anexo 1](#)), que utiliza los paquetes mencionados en la [tabla 1](#). Se repitió el proceso para la temperatura media del aire incorporando los coeficientes

de regresión, las variables del terreno mencionadas y el residuo respectivo.

Evaluación de la calidad de la predicción del modelo Regnie

La evaluación de la calidad de las interpolaciones se realizó mediante la comparación entre datos estimados de precipitación o temperatura con el modelo Regnie y datos de puntos de validación en 160 estaciones de precipitación y 29 de temperatura media del aire, elegidos aleatoriamente. Con el objetivo de comparar este modelo con otros métodos convencionales, se emplearon los modelos mecánicos IDW y Spline regularizado, aplicados con los mismos datos utilizados para el modelo Regnie. Tras la interpolación, se compararon los diferentes métodos mediante técnicas de proximidad del dato interpolado ([Sluiter, 2009](#)), y se calcularon estadísticos de prueba como el error medio (EM) y el error medio absoluto (EMA), cuyos valores óptimos son 0; la raíz cuadrada del error medio cuadrático de la predicción (RMSE) o su valor estandarizado (RMNSE), cuyos valores óptimos son la desviación estándar y 1 respectivamente ([Hengl, 2009](#); [Saz et al., 2010](#)). También se calculó el coeficiente de determinación (R^2), cuyo ajuste perfecto es igual a 1 ([Vargas et al., 2015](#)), y se construyeron diagramas de dispersión entre los promedios de las estaciones y los generados con los modelos de interpolación para comparar y evaluar su distribución. El esquema metodológico seguido para la aplicación del modelo de predicción Regnie se resume en la [figura 2](#).

RESULTADOS

La regresión lineal múltiple de la precipitación anual *PPT* anual obtenida mediante el modelo Regnie se presenta en la [ecuación 3](#):

$$PPT_{\text{Anual}} = 0.0001 \cdot x_1 - 0.0014 \cdot x_2 - 0.6299 \cdot x_3 - 0.4225 \cdot x_4 + 25.9729 \cdot x_5 + \text{residuo} \quad \text{ecuación 3}$$

Donde:

$x_1 = \text{latitud}; x_2 = \text{longitud}; x_3 = \text{elevación}; x_4 = \text{exposición}; x_5 = \text{pendiente}$

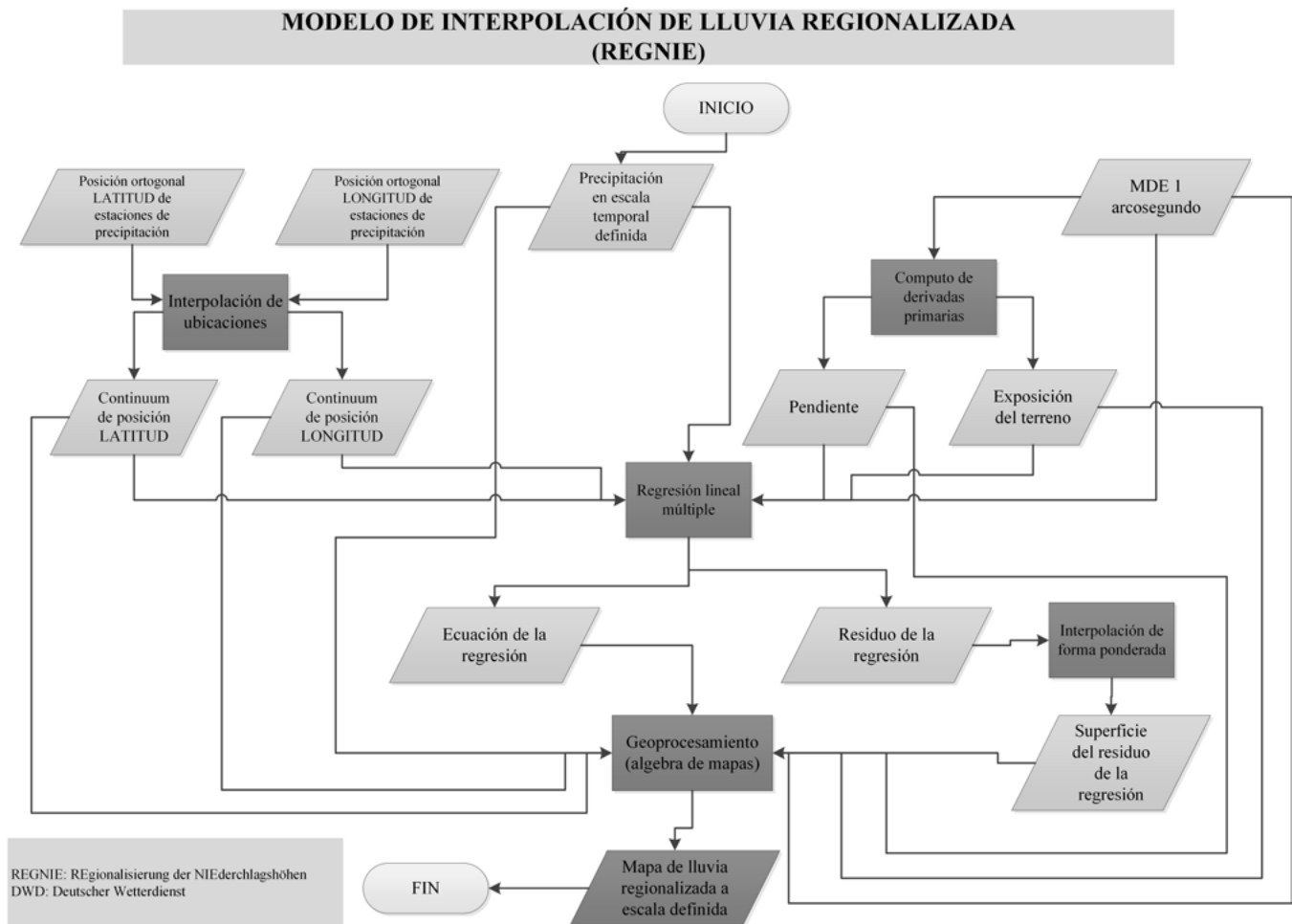


Figura 2. Esquema metodológico de la interpolación con el modelo Regnie.

La RLM para precipitación, obtenida mediante la técnica de mínimos cuadrados, obtuvo un coeficiente de determinación de 0.2 y un valor F de 84.7. Según los coeficientes de la ecuación, las variaciones espaciales de la precipitación fueron mejor explicadas por aspectos fisiográficos, particularmente la pendiente, que por la ubicación geográfica. Del mismo modo, se resaltan las relaciones negativas observadas con la elevación y la exposición, mientras se encontró una relación

positiva con la pendiente. El valor F indicó que el resultado de la regresión no fue producto del azar. Indicadores generales de los datos utilizados y los resultados obtenidos mediante las interpolaciones se encuentran en la [tabla 2](#). Los valores medios y las desviaciones estándar de los tres modelos de interpolación de la precipitación fueron mayores que los estadísticos calculados con los datos de las estaciones utilizadas ([tabla 2](#)).

Tabla 2. Comparación de valores de tendencia central de los datos utilizados y los generados por los modelos de interpolación para la precipitación

Variable	Valor en estaciones utilizadas	Modelo Regnie	Método IDW	Método Spline
Valor mínimo (mm)	242	0	242	0
Valor máximo (mm)	11 719	11 823	11 715	13 315
Valor medio (mm)	1955	2616	2546	2593
Desviación estándar (mm)	1276	1611	1556	1821

La regresión lineal múltiple obtenida para la temperatura media del aire $TMED_{annual}$ se expresa en la [ecuación 4](#):

$$TMED_{annual} = -1.109 \times 10^{-6} \cdot x_1 + 1.503 \times 10^{-3} \cdot x_2 - 0.0057 \cdot x_3 + \text{residuo} \quad \text{ecuación 4}$$

Donde:

$$x_1 = \text{latitud}; x_2 = \text{longitud}; x_3 = \text{elevación}$$

El modelo de temperatura media obtuvo un coeficiente de determinación de 0.94 y un valor F de 1192, lo que señala que el resultado de la regresión tampoco fue aleatorio, dado que el valor crítico según la tabla de distribución F de Fisher al 95 % de probabilidad con g.l. $v_1 = 3$ y g.l. $v_2 = 254$ es de 2.64. Por lo tanto, es extremadamente improbable que un valor F tan elevado se produjera por azar. El valor medio de los datos utilizados para la temperatura fue cercano al calculado con los modelos de interpolación; mientras la desviación estándar fue similar en solo el modelo Regnie, mientras fue menor y mayor en los modelos IDW y Spline, respectivamente ([tabla 3](#)).

Las superficies interpoladas de precipitación y temperatura se presentan en la [figura 3](#) y [figura 4](#).

Los estadísticos de prueba de las interpolaciones muestran, como era de esperarse por la naturaleza y variabilidad de las variables interpoladas, errores mucho mayores para la precipitación que para la temperatura ([tabla 4](#)).

Comparaciones entre los datos de las estaciones de prueba y los modelos de interpolación se muestran en los diagramas de dispersión para la precipitación ([figura 5a](#), [figura 5b](#) y [figura 5c](#)) y la temperatura media del aire ([figura 5d](#), [figura 5e](#) y [figura 5f](#)).

Tabla 3. Comparación de valores de tendencia central de los datos utilizados y los generados por los modelos de interpolación para la temperatura.

Variable	Valor en estaciones utilizadas	Modelo Regnie	Método IDW	Método Spline
Valor mínimo (°C)	6.1	-3.6	6.1	-51.6
Valor máximo (°C)	30.9	30.8	30.8	51.2
Valor medio (°C)	22.9	22.7	22.8	22.9
Desviación estándar (°C)	5.6	5.8	4.4	7.4

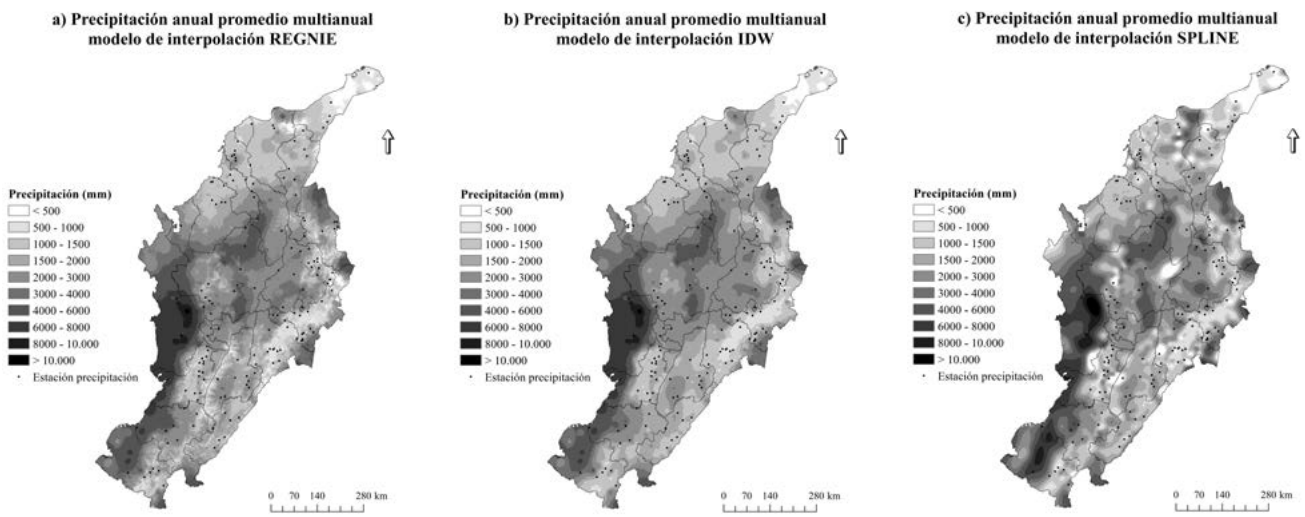


Figura 3. Interpolación de la precipitación promedio multianual con los modelos: Regnie (a), IDW (b) y Spline (c).

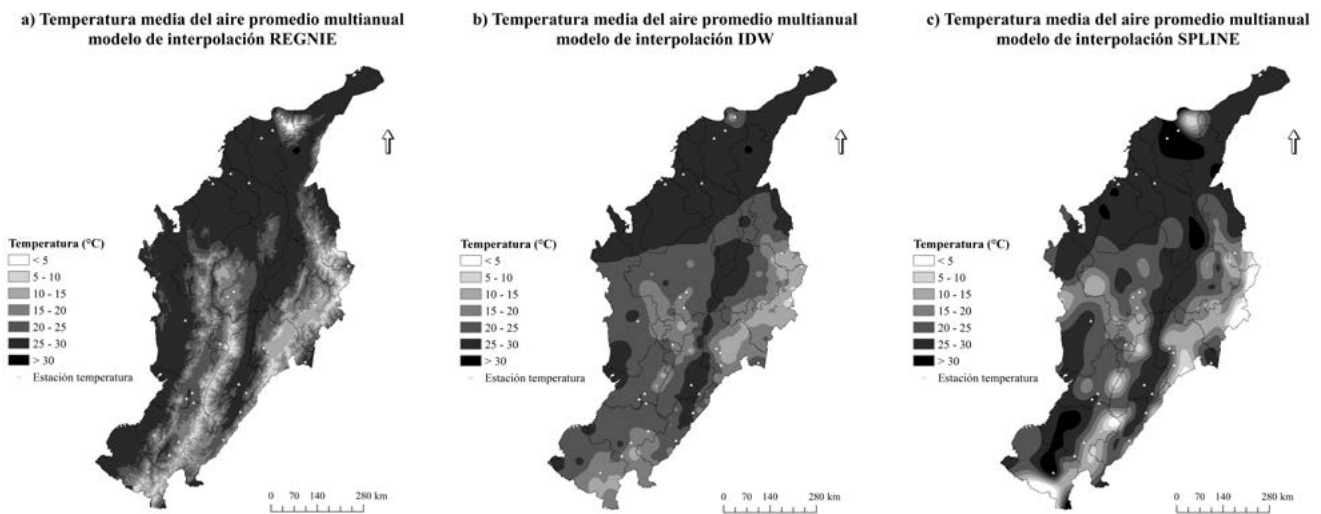


Figura 4. Interpolación de la temperatura media del aire promedio multianual con los modelos: Regnie (a), IDW (b) y Spline (c).

Tabla 4. Estadísticos de prueba de los modelos de predicción de la precipitación y temperatura.

Variable	Método	EM	EMA	RMSE	RMSNE	R ²
Precipitación	Regnie	55.63	336.53	575.26	0.50	0.81
	IDW	-8.83	270.79	518.75	0.45	0.80
	Spline	-23.92	372.41	533.88	0.40	-
Temperatura	Regnie	0.02	0.75	1.04	0.21	0.99
	IDW	0.26	2.09	3.30	0.75	0.76
	Spline	0.39	3.49	7.07	0.87	-

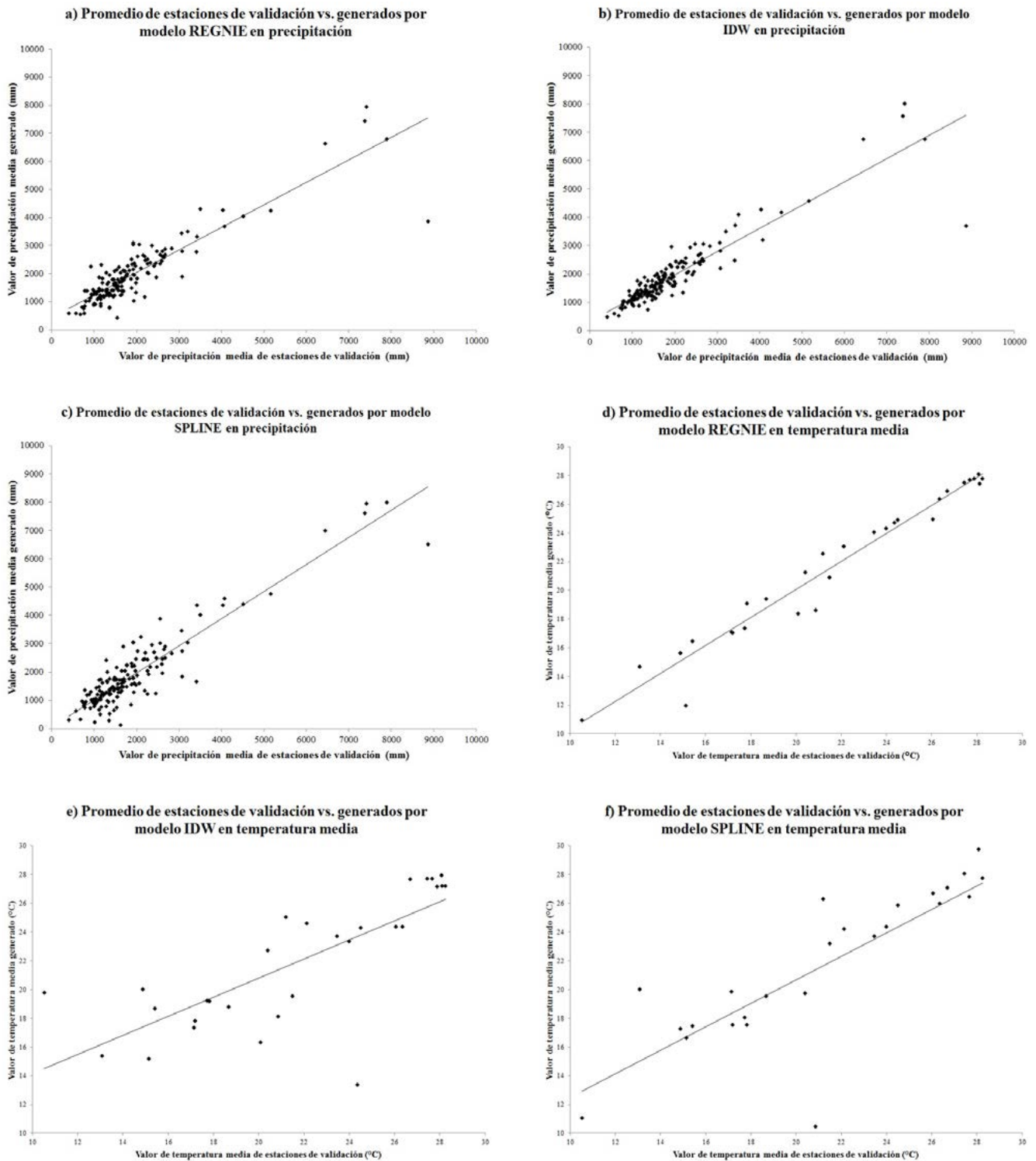


Figura 5. Diagramas de dispersión entre los datos de las estaciones de validación y las medias generadas para los modelos: Regnie en precipitación (a), IDW en precipitación (b), Spline en precipitación (c), Regnie en temperatura media (d), IDW en temperatura media (e) y Spline en temperatura media (f).

DISCUSIÓN

El modelo Regnie mostró el mejor desempeño para la interpolación de la precipitación según los estadísticos RMSE y RMSNE, mientras el IDW fue mejor según el EM y EMA. Los peores estadísticos de prueba los mostró el modelo Spline, excepto en el coeficiente de determinación R^2 , que por ser mayor que 1 no fue posible su comparación con los demás modelos. Como se observó con los estadísticos de tendencia central, y de acuerdo con lo reportado por [Olaya \(2011\)](#), Spline crea superficies espaciales que pueden alcanzar valores fuera del rango definido por los puntos de entrada, presentándose oscilaciones artificiales significativas.

El coeficiente de determinación de la RLM de 0.2, entre las variables geográficas, fisiográficas y la precipitación, es un indicador de baja relación lineal entre estas variables y la lluvia a escala anual. A pesar de esto, la calidad de la predicción arrojó estadísticos de prueba de la superficie derivada del modelo aceptables ($R^2 = 0.81$, EM = 55.63, EMA = 336.53 y RMSE = 0.50), contrastando datos estimados y datos de puntos de validación elegidos aleatoriamente. Además, se reconocen detalles no percibidos en las superficies generadas por IDW o Spline, especialmente en las zonas de alta montaña (v. gr. valles interandinos y el complejo montañoso aislado del norte de Colombia que corresponde a la sierra Nevada de Santa Marta). De lo anterior se puede afirmar que, tras la incorporación de aspectos fisiográficos, la interpolación mejoró su detalle espacial, debido a que el cálculo de la RLM se realizó independiente en cada pixel del MDE de entrada (30 x 30 metros) y luego fue re-escalado a una resolución de pixel de 1000 x 1000 metros, inferior a la distancia real entre estaciones, que se utiliza como referencia para definir la resolución o detalle espacial en los modelos IDW y Spline.

Los estadísticos de prueba de la temperatura media del aire mostraron que el método Regnie presentó mejores resultados que los otros dos

métodos implementados, resultado acorde con [Bustamante \(2003\)](#), quien afirmó que un modelo relativamente simple de interpolación lineal de la elevación, latitud y longitud produce resultados bastante satisfactorios para la interpolación de la temperatura (entre 80-90 % de la varianza explicada). La RLM mostró un alto coeficiente de determinación (0.94), lo que confirma la relación inversa entre la temperatura y la altitud explicada por el gradiente adiabático (Jones, 1996, citado por [Hartkamp et al., 1999](#); [Cuadrat & Vicente, 2008](#)).

Ante los resultados obtenidos, podría surgir la pregunta: ¿por qué no utilizar los métodos estocásticos en lugar de los mecánicos o determinísticos evaluados, dado que los primeros generan superficies de incertidumbre o error que describen la calidad de la predicción ([Hartkamp et al., 1999](#))? La respuesta radica en qué a pesar de sus ventajas y de ser considerados métodos de interpolación óptima ([Kolmogorov, 1941](#); [Gandin, 1963](#); citados por [Montoya et al., 2000](#)), es necesario conocer a profundidad el comportamiento espacial del fenómeno representado, especialmente en aspectos como la estacionariedad, la independencia espacial y la isotropía ([Hartkamp et al., 1999](#)). Por otra parte, de acuerdo con lo citado por [Hewitson & Crane \(2005\)](#) y [Hofstra et al. \(2008\)](#), la densidad de estaciones, las características propias de la variable a interpolar o la complejidad orográfica conduce a una mayor sensibilidad en los resultados que la elección del método de interpolación, por lo que no necesariamente un método estocástico genera mejoras en las superficies interpoladas ([Dirks et al., 2008](#); [Wagner et al., 2012](#)).

Un aspecto fundamental para mejorar la precisión de los modelos es aumentar la disponibilidad de datos de entrada, lo cual, ante la baja densidad de estaciones climáticas de superficie en el área de estudio (0.003 estaciones/km² para precipitación y 0.0005 estaciones/km² para temperatura). Esto puede realizarse utilizando información de satélites meteorológicos como el TRMM (Tropical

Rainfall Measuring Mission), que terminó su operación en 2015, y los del programa Imerg (ambos de la Nasa), Meteosat de la ESA (Agencia Espacial Europea), datos de re-análisis como ERA-interim, NCEP/NCAR, Merra y otras fuentes de información climática disponibles, cuyos datos históricos de lluvia para la zona de estudio permiten la creación de estaciones virtuales que densifican la disponibilidad actual de información para la aplicación del modelo y permitirían mejorar su precisión. Se espera que en los próximos años la gran base de datos TRMM y las de nuevos sensores como el GPM Core Observatory (parte del Imerg) estarán disponibles para la creación de estaciones virtuales.

CONCLUSIONES

Los modelos propuestos para precipitación y temperatura media del aire son una primera aproximación a la aplicación de interpolaciones que incorporan variables geográficas y fisiográficas para Colombia a través de una Regresión Lineal Múltiple (RLM), utilizando los promedios de las estaciones disponibles (1440 para precipitación y 258 para temperatura del aire) en las regiones Andina, Caribe y Pacífica.

Se comprobó que la incorporación del MDE y sus derivadas (elevación, pendiente, exposición) en el modelo Regnie mejoraron la precisión y resolución espacial de las interpolaciones, principalmente de temperatura, que obtuvo un coeficiente de determinación de la RLM de 0.94 y menores valores de los errores estadísticos que los modelos comparados IDW y Spline. Este efecto, también observado en los diagramas de dispersión, se explica por la relación inversa entre la temperatura y la altitud debida al gradiente adiabático o variación de temperatura que experimentan las masas de aire en movimiento vertical. Si bien este efecto no se observó tan claramente en los estadísticos de las interpolaciones de precipitación (coeficiente de determinación de la RLM de 0.2), por

la alta variabilidad de los datos y la naturaleza de los estadísticos de evaluación, se observó que las interpolaciones con el modelo Regnie presentaron mayor detalle asociado con la resolución espacial introducida por el MDE (tamaño de pixel de 30 x 30 m.).

Según las medidas de tendencia central y los estadísticos analizados a las superficies interpoladas, el modelo Regnie permitió la generación de superficies espaciales de precipitación y temperatura media multianual del área de análisis más ajustadas a la realidad ($R^2 = 0.81$ y $R^2 = 0.99$, respectivamente) y con mayor detalle espacial, en comparación con los métodos de interpolación IDW y SPLINE. Lo anterior, debido a que el cálculo de la RLM se realizó independiente en cada pixel del MDE de entrada (30 x 30 metros) y luego fue re-escalado a una resolución de pixel de 1000 x 1000 metros, inferior a la distancia real entre estaciones, que se utiliza como referencia para definir la resolución o detalle espacial en los modelos IDW y Spline.

El modelo Regnie puede ser utilizado por institutos y centros de investigación, academia, entidades públicas y el sector privado para interpolar variables climáticas en estudios de investigación o de índole sectorial, logrando mayor resolución (MDE) y precisión en la explicación de los fenómenos formadores de lluvias y su distribución, así como la variación de la temperatura con la altitud. Por ello, es una interesante apuesta para mejorar los procesos y generación de productos e insumos en pronósticos meteorológicos y, dado que el cálculo del modelo se realiza pixel a pixel, se puede utilizar en combinación con otros modelos espaciales para el cálculo de variables como, por ejemplo, la evapotranspiración del cultivo de referencia o balances hídricos agrícolas, útiles en la determinación de la ganancia en biomasa y productividad de cultivos agrícolas.

Sin embargo, aunque el modelo Regnie presenta mejoras significativas en los resultados de interpolación de precipitación y temperatura media del

aire ($R^2 = 0.81$ y $R^2 = 0.99$, respectivamente), las complejas condiciones orográficas, fisiográficas y la ubicación ecuatorial del área de estudio hacen necesario incorporar en posteriores investigaciones y con el fin de hacer más preciso el modelo; variables como: continentalidad (entendida como la distancia a los océanos Pacífico y Caribe), distancia a máximos regionales de lluvias o estacionalidad (temporadas secas y lluviosas), los cuales son predictores que influyen en la formación de las lluvias y su distribución espacio-temporal.

Finalmente, dado que los procesos atmosféricos generadores de lluvias son diferentes en cada región comprendida por el estudio (Andina, Pacífica y Caribe), en futuros trabajos se sugiere implementar procesos de interpolación independientes para cada región que permitan refinar los resultados y disminuir la variabilidad de los datos de entrada del modelo.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a los integrantes del Equipo de Agroclimatología de Corpoica por el suministro oportuno de los datos y las ilustraciones y complementos generados hacia este trabajo, el cual fue producto del Convenio 002 de 2013, denominado Reducción del riesgo y adaptación al cambio climático, establecido entre Corpoica y Fondo Adaptación.

CONFLICTO DE INTERESES

Los autores declaran no tener conflicto de intereses.

CONTRIBUCIÓN POR AUTOR

El autor único es responsable de la obra en todos los aspectos que condujeron a la elaboración de su publicación.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abteilung Hydrometeorologie.** (2013). Regnie (Regionalisierte Niederschläge): Verfahrensbeschreibung & Nutzeranleitung. Offenbach: Deutscher Wetterdienst-DWD. 9 p.
- Agnew, M., & Palutikof, J.** (2000). GIS-based construction of baseline climatologies for the Mediterranean using terrain variables. *Climate Research*, 14, 115-127. DOI: <https://doi.org/10.3354/cr014115>
- Alexandersson, H.** (1986). A homogeneity test applied to precipitation data. *Journal of Climatology*, 6, 661-675. DOI: <https://doi.org/10.1002/joc.3370060607>
- Bellprat, O., Kotlarski, S., Lüthi, D., & Schär, C.** (2012). Exploring perturbed physics ensembles in a regional climate model. *Journal of Climate*, 25, 4582-4599. DOI: <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-11-00275.1>
- Berg, P., Mosoley, C., & Haerter, J.** (2013). Strong increase in convective precipitation in response to higher temperatures. *Nature Geoscience*, 6, 181-183. DOI: <https://doi.org/10.1038/ngeo1731>
- Buishand, T., Beersma, J., Sluiter, R., & Kroon, T.** (2008). Definitiestudie rasterdata meteorologie. De Bilt, KNMI / RWS Waterdienst. Intern rapport. 28 p.
- Bustamante, J.** (2003). Cartografía predictiva de variables climatológicas: Comparación de distintos modelos de interpolación de la temperatura en España peninsular. *Graellsia*, 2-3, 359-376. DOI: <https://doi.org/10.3989/graellsia.2003.v59.i2-3.252>
- Cuadrat, J., & Vicente, S.** (2008). Características espaciales del clima en La Rioja modelizadas a partir de sistemas de información geográfica y técnicas de regresión lineal. *Zubía Monográfico*, 20, 119-142.
- Dirks, K., Hay, J., Stow, C., & Harris, D.** (1998). High-resolution studies of rainfall on Norfolk Island: Part II: Interpolation of rainfall data. *Journal of Hydrology*, 208, 187-193. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(98\)00155-3](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(98)00155-3)
- Guijarro, J.A.** (2014). Quality Control and Homogenization of Climatological Series. En S. Eslamian (ed.). *Handbook of Engineering Hydrology*, vol. I: Fundamentals and Applications, cap. 24. EE. UU.:

- Francis and Taylor, CRC Group. DOI: <https://doi.org/10.1201/b15625-25>
- Giraldo, R.** (2002). Introducción a la geoestadística: teoría y aplicación. Bogotá, D.C.: Universidad Nacional de Colombia. Facultad de Ciencias. Departamento de Estadística. 94 p.
- Grasselt, R., Schüttemeyer, D., Warrach-Sagi, K., Ament, F., & Simmer, C.** (2008). Validation of TERRA-ML with discharge measurements. *Meteorologische Zeitschrift*, 17(6), 763-773. DOI: <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2008/0334>
- Hartkamp, A., De Beurs, K., Stein, A., & White, J.** (1999). Interpolation Techniques for Climate Variables. CIMMYT. *NRG-GIS Series*, 99-01, 1-26.
- Hengl, T.** (2009). A practical guide to geostatistical mapping. Luxembourg: Office for Official Publications of the European Communities. 290 p.
- Hengl, T., & Reuter, H.I.** (2008). Geomorphometry. Concepts, software, applications. AE Amsterdam: Elsevier. 796 p.
- Hengl, T., Gruber, S., & Shrestha, D.P.** (2003). Digital Terrain Analysis in Ilwis. Lecture notes and user guide. Enschede: International Institute for Geo-Information Science and Earth Observation. 56 p.
- Hewitson, B., & Crane, R.** (2005). Gridded area-averaged daily precipitation via conditional interpolation. *Journal of Climate*, 18, 41-57. DOI: <https://doi.org/10.1175/JCLI3246.1>
- Hofstra, N., Haylock, M., New, M., Jones, P., & Frei C.** (2008). Comparison of six methods for the interpolation of daily, European climate data. *Journal of Geophysical Research*, 113, D21110. DOI: <https://doi.org/10.1029/2008JD010100>
- Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (Ideam).** (2005). Atlas climatológico de Colombia. Bogotá D.C.: Ideam. 219 p.
- Kotlarski, S., Hagemann, S., Krahe, P., Podzun, R., & Jacob, D.** (2012). The Elbe river flooding 2002 as seen by an extended regional climate model. *Journal of Hydrologic*, 472-473, 169-183. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2012.09.020>
- Marquinez, J., Lastra, J., & García, P.** (2003). Estimation models for precipitation in mountainous regions: the use of GIS and multivariate analysis. *Journal of Hydrology*, 270, 1-11. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(02\)00110-5](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(02)00110-5)
- McCuen, R.** (1998). Hydrologic Analysis and Design. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall. 814 p.
- Mejía, F., Mesa, O., Poveda, G., Vélez, J., Hoyos, C., Mantilla, R., Barco, J., Cuartas, A., Montoya, M., & Botero, B.** (1999). Distribución espacial y ciclos anual y semianual de la precipitación en Colombia. *DYNA*, 127, 7-26.
- Mesa, O., Poveda, G., & Carvajal, L.** (1997). Introducción al clima de Colombia. Bogotá D.C.: Universidad Nacional de Colombia-sede Medellín. 390 p.
- Montoya, G., Eslava, J., Calderon, A., & Vega, F.** (2000). Implementación del método de Gandin para interpolar datos de precipitación en Colombia. *Meteorología Colombiana*, 1, 25-30.
- Ninyerola, M., Pons, X., & Roure, J.** (2000). A methodological approach of climatological modelling of air temperature and precipitation through GIS techniques. *International Journal of Climatology*, 20, 1823-1841. DOI: [https://doi.org/10.1002/1097-0088\(20001130\)20:14<1823::AID-JOC566>3.0.CO;2-B](https://doi.org/10.1002/1097-0088(20001130)20:14<1823::AID-JOC566>3.0.CO;2-B)
- Olaya, V.** (2011). *Sistemas de información geográfica*. Versión 1.0. Creative Commons Atribución. 877 p.
- Photiadou, C., Weerts, A., Van Den, B., & Hurk, J.** (2011). Evaluation of two precipitation data sets for the rhine river using streamflow simulations. *Hydrology and Earth System Science*, 15, 3355-3366. DOI: <https://doi.org/10.5194/hess-15-3355-2011>
- R Development Core Team.** (2008). R: A language and environment for statistical computing. Vienna: R Foundation for Statistical Computing. Recuperado de: <http://www.R-project.org>
- Rauthe, M., Steiner, H., U., Riediger, A., Mazurkiewicz, A., & Gratzki, A.** (2013). A Central European precipitation climatology—Part I: Generation and validation of a high-resolution gridded daily data set (HYRAS). *Meteorologische Zeitschrift*, 22(3), 235-256. DOI: <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0436>
- Saz, M., Serrano, R., De Luis, M., & Longares, L.** (2010). Comparación de métodos de interpolación y de regresión para la cartografía de temperaturas máximas y mínimas absolutas: el caso de Navarra (norte de España) en 2009. En F. Fernández-García,

E. Gallan-Gallego & R. Cañada-Torrecilla (eds.). Clima, ciudad y ecosistemas (pp. 473-484). Madrid: Publicaciones de la Asociación Española de Climatología.

Schwitalla, T., Bauer, H.S., Wulfmeyer, V., & Zängl, G. (2008). Systematic errors of QPF in low-mountain regions as revealed by MM5 simulations. *Meteorologische Zeitschrift*, 17(6), 903-919. DOI: <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2008/0338>

Shepard, D. (1968). A two-dimensional interpolation function for irregularly-space data. En R. B. S. Blue & A.M. Rosenberg (eds.). Proceedings of the 1968 ACM National Conference (pp. 517-524). New York: ACM Press. DOI: <https://doi.org/10.1145/800186.810616>

Sluiter, R. (2009). *Interpolation methods for climate data—Literature review*. De Bilt: KNMI. 24 p.

Soenario, I., Plieger, M., & Sluiter, R. (2010). Optimization of rainfall interpolation. De Bilt: KNMI. 31 p.

Vargas, G., Ibáñez, L., & Arteaga, R. (2015). Development, classification and trends in rainfall-runoff modeling. *Ingeniería Agrícola y Biosistemas*, 7(1), 5-21. DOI: <https://doi.org/10.5154/r.inagbi.2015.03.002>

Wagner, P., Fiener, P., Wilken, F., Kumar, S., & Schneider, K. (2012). Comparison and evaluation of spatial interpolation schemes for daily rainfall in data scarce regions. *Journal of Hydrology*, 464-465, 388-400. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2012.07.026>



ANEXOS

Anexo 1. Código en R y datos para realizar la interpolación Regnie usando R

```
##INTERPOLACION REGNIE (REGIONALISIERTE
NIEDERSCHLAGE) PARA SUPERFICIES REGIO-
NALIZADAS DE LLUVIA
##Por: Diego Alzate, Gustavo Araujo, Edwin Ro-
jas, Douglas Gómez y Fabio Martínez
##Equipo de Agroclimatología Corpoica
##Sistema de coordenadas proyectadas Colombia
Magna Bogotá (epsg:3116)

##INSTALARY CORRER PAQUETES REQUERIDOS
install.packages("raster")
install.packages("sp")
install.packages("fields")
install.packages("dplyr")
install.packages("gstat")
library(raster)
library(sp)
library(fields)
library(dplyr)
library(gstat)

#DEFINIR DIRECTORIO DE TRABAJO
#En el directorio de trabajo de estar el modelo de
elevación DEM (en formato *.tif) para el Extent de
trabajo y con sistema de proyección MAGNA Co-
lombia Bogotá.
setwd("//172.16.0.135/dfalzate/SIG")
#Se lee el archivo donde están los datos de preci-
pitación promedio multianual a interpolar
datos<- read.csv("Regnie_test_cund.csv", header
= T, sep = ";", dec = ",")
#Se transforma el dataset en clase
SpatialPointsDataFrame
datos1 <- datos
coordinates(datos1) = ~X + Y

##DERIVAR EXPOSICIÓN Y PENDIENTE DEL
DEM (el tiempo de procesamiento depende del ta-
maño y resolución del DEM)
DEM <- raster("dem_cund_magna.tif")#DEM del
área a interpolar
EXPOSICION <- terrain(DEM, opt=c('aspect'), uni-
t='degrees', neighbors=8)#Raster con valores de
dirección de la pendiente que es una variable de
la regresión lineal múltiple del método REGNIE
PENDIENTE <- terrain(DEM, opt=c('slope'), uni-
t='degrees', neighbors=8) #Raster con valores de
pendiente que es una variable de la regresión line-
al múltiple del método REGNIE

##EXTRAER VALORES DE EXPOSICIÓN, ALTI-
TUD Y PENDIENTE PARA LAS COORDENADAS
DE LAS ESTACIONES (Necesarios para obtener los
coeficientes de la regresión)
#EXPOSICIÓN
exposicion <- data.frame(coordinates(datos1), da-
tos1$CODIGO, extract(EXPOSICION, datos1))
names(exposicion)[1:4] <- c("X", "Y","CODIGO",
"ASP")
exposicion <- data.frame(exposicion$CODIGO,
exposicion$ASP)
names(exposicion)[1:2] <- c("CODIGO", "ASP")
datos = merge(datos,exposicion,by="CODIGO")
#ALTITUD
dem <- data.frame(coordinates(datos1), datos1$-
CODIGO, extract(DEM, datos1))
names(dem)[1:4] <- c("X", "Y","CODIGO", "Z")
dem <- data.frame(dem$CODIGO, dem$Z)
names(dem)[1:2] <- c("CODIGO", "DEM")
datos = merge(datos,dem,by="CODIGO")
#PENDIENTE
pendiente <- data.frame(coordinates(datos1), da-
tos1$CODIGO, extract(PENDIENTE, datos1))
names(pendiente)[1:4] <- c("X", "Y","CODIGO",
"PEN")
pendiente <- data.frame(pendiente$CODIGO,
pendiente$PEN)
names(pendiente)[1:2] <- c("CODIGO", "PEN")
```

```
datos = merge(datos,pendiente,by="CODIGO")  
##Suprimir filas con valores NA del archivo datos  
datos1<-datos[complete.cases(datos),]  
##Crear raster extent para interpolación Spline (las  
variables de posición geográfica Latitud y Longitud  
se interpolan por el método Spline)  
p <- raster(extent(c(908851, 1115425, 901372,  
1139100)))#Aqui las coordenadas dependen del  
área a interpolar  
res(p) <- c(500,500)#resolucion de 500 metros x  
500 metros
```

```
##OBTENER RASTER DE Y (LATITUD) POR EL  
MÉTODO DE INTERPOLACION SPLINE  
xy <- data.frame(datos$Y, datos$X) # get raster cell  
coordinates  
spline1 <- Tps(xy,datos$Y) # thin plate spline  
spline.lat <- interpolate(p,spline1)  
proj4string(spline.lat) <- CRS("+init=epsg:3116")
```

```
##INTERPOLACIÓN DE X (LONGITUD) POR EL  
MÉTODO DE INTERPOLACION SPLINE  
spline2 <- Tps(xy,datos$X) # thin plate spline  
spline.long <- interpolate(p,spline2)  
proj4string(spline.long) <- CRS("+init=epsg:3116")
```

```
#AJUSTAR CARACTERÍSTICAS Y RESOLU-  
CIÓN DEL DEM, EXPOSICIÓN Y PENDIENTE  
A LA RESOLUCIÓN DEL RASTER DE LATITUD  
DE 500m PARA FACILITAR EL PROCESO DE  
INTERPOLACIÓN  
EXPOSICION <- resample(EXPOSICION, spline.lat)  
PENDIENTE <- resample(PENDIENTE, spline.lat)  
DEM <- resample(DEM, spline.lat)  
##Definir Extent de la Grilla para la interpolación  
REGNIE:  
x.range <- as.numeric(c(908851, 1115425)) # min/  
max longitud del area de interpolación  
y.range <- as.numeric(c(901372, 1139100)) # min/  
max latitud del area de interpolación  
##Crear un data frame de todas las combinaciones  
de vectores y factores.  
# expandir puntos a la grilla
```

```
grd <- expand.grid(x = seq(from = x.range[1], to =  
x.range[2], by = 500), y = seq(from = y.range[1],  
to = y.range[2], by = 500)) # expandir puntos a la  
grilla  
#Definir coordenadas espaciales para crear un ob-  
jeto georreferenciado.  
coordinates(grd) <- ~x + y  
##Asignar estructura de grilla:  
gridded(grd) <- TRUE  
proj4string(grd) <- CRS("+init=epsg:3116")
```

```
#REGRESIÓN LINEAL MULTIPLE CON LOS PARA-  
METROS PPT MULTIANUAL, EXPOSICIÓN, ALTI-  
TUD, PENDIENTE, LOCALIZACIÓN (LAT, LONG)  
RLM = lm(PROM_ANUAL ~ ASP + DEM + PEN +  
X + Y, data=datos1)  
#Obtener coeficientes de la regresión  
cons <- summary(RLM)$coefficients[1,1]  
asp <- summary(RLM)$coefficients[2,1]  
dem <- summary(RLM)$coefficients[3,1]  
pen <- summary(RLM)$coefficients[4,1]  
long <- summary(RLM)$coefficients[5,1]  
lat <- summary(RLM)$coefficients[6,1]
```

```
##INTERPOLACIÓN RESIDUO  
residuo = datos1$PROM_ANUAL-(asp*da-  
tos1$ASP)-(dem*datos1$DEM)-(pen*da-  
tos1$PEN)-(long*datos1$X)-(lat*datos1$Y)  
residuo2 <- as.data.frame(residuo)  
residuo3 <-as.data.frame(na.omit(residuo2))  
d <- as.data.frame(row.names(residuo3))  
residuo4 <- data.frame(residuo3, d)  
names(residuo4)[1:2] <- c("residuo","ID")  
f <- data.frame(datos1$Y, datos1$X, residuo2)  
f2 <- as.data.frame(count(residuo4, residuo) %>%  
left_join(f))  
names(f2)[1:4] <- c("residuo","n", "Y","X")  
coordinates(f2) = ~X + Y  
proj4string(f2) <- CRS("+init=epsg:3116")  
idw.res <- idw(formula = residuo ~ 1, locations =  
f2, newdata = grd)  
raster.idw <- raster(idw.res)
```



```
Residuo <- resample(raster.idw, DEM) #Ajustar características y resolución del raster Residuo a la resolución del DEM de 500m
```

```
## ALGEBRA DE MAPAS PARA OBTENER LA INTERPOLACIÓN FINAL POR EL MÉTODO REGNIE
```

```
##ECUACION REGNIE
```

```
REGNIE_PPT <- (EXPOSICION*asp) + (DEM*dem) + (PENDIENTE*pen) + (spline.lat*lat) + (spline.long*long) + Residuo
```

```
#Quitar valores negativos al resultado  
REGNIE_PPT[REGNIE_PPT<0] <- 0
```

```
##Exportar Raster con el resultado REGNIE a la carpeta de trabajo  
writeRaster(REGNIE_PPT, paste("REGNIE_PPT_", "PROM_1980_2011", ".tif", sep=""), drivername = "GTiff", overwrite=TRUE)
```

Estructura del archivo *.csv con los datos climáticos por estación

Código	Altitud	Departamento	Municipio	Nombre	Prom_anual	Y	X
2119003	1635	Cundinamarca	Tibacuy	Tibacuy	1164.8	972570.3	958156.2
2119009	1900	Cundinamarca	Cabrera	Cabrera	926.2	932642.3	954907.3
2119024	1450	Cundinamarca	Venecia	Ospina Perez	1569.7	943108	954338.8
2119031	1900	Cundinamarca	Fusagasuga	Pinar el	1705	976978.6	971983.7
2119033	1950	Cundinamarca	cabrera	Nunez	1382.6	923674.3	951999.8
2119035	2700	Cundinamarca	San Bernardo	Tulcan el	767.7	950937.8	968662.8
2119506	950	Cundinamarca	Pandi	Pandi	1243.1	955395	954490.1
2119507	2256	Cundinamarca	Pasca	Pasca	887.5	968368	973997.5
2119511	2050	Cundinamarca	Cabrera	Penas Blancas	1000.2	930179.8	959326.8
2119512	1460	Cundinamarca	Fusagasuga	Ita Valsalice	1400.3	977844.6	964633.6
2120016	2800	Cundinamarca	Choconta	Panonia	987.9	1051073.8	1038054.5
2120026	3062	Cundinamarca	Zipaquira	Ventalarga	1012.4	1052025.2	1003050.3
2120027	2640	Cundinamarca	Choconta	Saucio	789	1056700	1041162.4
2120043	2700	Cundinamarca	Villapinzon	Villapinzon	690.8	1066789.6	1052939.2
2120051	2618	Cundinamarca	Sibate	Sibate Apostolica	649.9	991207.3	980857.5
2120055	2725	Cundinamarca	Subachoque	Union la-el Rosal	984	1029911.1	980867
2120060	2800	Cundinamarca	Sibate	Guarani el Penon	1066.6	981993.7	975305.8
2120062	2820	Cundinamarca	Choconta	Piscis	1239.1	1053419.9	1042208.4
2120069	2610	Cundinamarca	Facatativa	Tesoro-vertientes	1089.9	1022541.1	973469.6
2120074	2655	Cundinamarca	Zipaquira	Zipaquira	804.9	1046496.5	1008595.3
2120078	2780	Cundinamarca	Guatavita	Potrero Largo	1155.9	1036833.5	1032944.5
2120080	2700	Cundinamarca	Guasca	San Jose	800.5	1042812.6	1019685.9
2120088	3140	Cundinamarca	Tausa	Salitre el-Neusa	868	1064927.1	1008593.1
2120103	3080	Cundinamarca	La Calera	Sta Teresa	949.6	1007793.9	1015996.6
2120105	2750	Cundinamarca	Gachancipa	Lourdes	952.5	1042764.6	1023604.5
2120106	3160	Cundinamarca	Zipaquira	Pantano Redondo	1177.9	1049435.9	1004892.4