



Terra Nueva Etapa  
ISSN: 1012-7089  
vidal.saezsaez@gmail.com  
Universidad Central de Venezuela  
Venezuela

## Validez de los datos de precipitación media mensual (1970-2000) generados por el modelo *WorldClim V2.0* para Venezuela

**Fernández, Gabriel; Milla, Dionis**

Validez de los datos de precipitación media mensual (1970-2000) generados por el modelo *WorldClim V2.0* para Venezuela

Terra Nueva Etapa, vol. XXXIV, núm. 56, 2018

Universidad Central de Venezuela, Venezuela

**Disponible en:** <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=72157132004>

Esta revista provee acceso libre inmediato a su contenido bajo el principio de que hacer disponible gratuitamente la investigación al público, lo cual fomenta un mayor intercambio de conocimiento global.



Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-SinDerivar 4.0 Internacional.

## Validez de los datos de precipitación media mensual (1970-2000) generados por el modelo *WorldClim V2.0* para Venezuela

Validity of the Average Monthly Precipitation Data (1970-2000) Generated by WorldClim V2.0 Model For Venezuela

Gabriel Fernández  
Universidad Central de Venezuela, Venezuela  
geogabrielfernandez@gmail.com

Redalyc: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=72157132004>

Dionis Milla  
Universidad Central de Venezuela, Venezuela  
milladionis@gmail.com

Recepción: 25 Junio 2018  
Aprobación: 20 Septiembre 2018

### RESUMEN:

En este artículo se discute la validez de los datos de precipitación media mensual generados por el modelo WorldClim V2.0 para Venezuela. Para ello, en primer lugar, se calcularon datos de precipitación media mensual (1970-2000) a partir de los registros de 185 estaciones del país, luego, se estimaron datos de precipitación media mensual (1970-2000) con el modelo *WorldClim V2.0* para las mismas localidades. Posteriormente, los dos conjuntos de datos fueron sometidos a un análisis estadístico, se calculó un coeficiente de eficiencia (CE) y los siguientes errores mensuales: cuadrático medio (RCME), absoluto medio (EMA), porcentual absoluto medio (%EMA) y medio del sesgo (EMS). A partir de ellos se determinó que los datos de precipitación media mensual generados por *WorldClim V2.0* no deberían ser utilizados en Venezuela debido a que el modelo tiende a sobreestimar los valores (EMS positivo en 10 de los 12 meses), con errores (RCME y EMA) en el intervalo (+10mm; +65mm), siendo mayor en enero y en junio (%EMA= 81,0% y 71,9%). Además, su CE como estimador es <0,80 en todos los meses, siendo muy bajo (<0,50) en el último trimestre del año. También se calculó el coeficiente de correlación de Pearson (r) entre los 12 datos mensuales observados y sus homólogos estimados para las 185 estaciones, lo que permitió comprobar que los datos estimados de *WorldClim V2.0* tampoco caracterizan adecuadamente los regímenes pluviométricos, porque con ellos no se logra identificar correctamente cuál es el mes más lluvioso, el menos lluvioso y cuáles son los meses transicionales.

**PALABRAS CLAVE:** *WorldClim*, validez, precipitación mensual, Venezuela.

### ABSTRACT:

This article discusses validity of the average monthly precipitation data generated by *WorldClim V2.0* model for Venezuela. First, average monthly precipitation data (1970-2000) was calculated from observed data in 185 stations of the country. After that average monthly precipitation data (1970-2000) was estimated from the model for the same localities. Then, the two data sets were subjected to a statistical analysis: a coefficient of efficiency (CE) was calculated, and also the following month errors: mean squared (RCME), mean absolute (EMA), mean absolute percentage (%EMA) and mean bias (EMS). It was concluded that the average monthly precipitation data generated by WorldClimV2.0 should not be used in Venezuela because the model overestimates the values (EMS positive in 10 of the 12 months), with errors (RCME and EMA) in the interval (+10 mm; +65 mm), being higher on January and June (%MAE = 81.0% and 71.9%). In addition, its CE as an estimator is moderate (<0.80 in all months), being very low (<0.50) in the last quarter of the year. Likewise, the Pearson correlation coefficient (r) was also calculated between the 12 observed monthly data and their estimated counterparts for the 185 stations. All of this proved that WorldClim V2.0 does

---

### NOTAS DE AUTOR

Gabriel Fernández: Licenciado en Geografía (UCV). Profesor de Climatología I de la Escuela de Geografía de la Universidad Central de Venezuela. Correo: geogabrielfernandez@gmail.com

Dionis Milla: Estudiante de semestres superiores de la Licenciatura en Geografía (UCV). Preparador de Edafología II de la Escuela de Geografía de la Universidad Central de Venezuela. Correo: milladionis@gmail.com

not characterize the rainfall regimes because the estimated data does not identify correctly which is the rainiest month, the least rainy month, and which are the transitional months.

KEYWORDS: WorldClim, validity, monthly precipitation, Venezuela.

## INTRODUCCIÓN

La obtención de un dato de precipitación media mensual requiere que previamente se haya medido o registrado datos meteorológicos (únicos e irrepitibles) en estaciones cuyas características están normadas (Organización Meteorológica Mundial: OMM, 2008). De esta manera, para cada localidad se conformaría una matriz de datos meteorológicos de doce series climáticas mensuales y, posteriormente, a cada una de ellas se les calcularía la media aritmética. No obstante, este procedimiento con frecuencia se complica, ya que en la práctica existen dos limitantes (Andressen, 2007): (1) que no haya existido una red de estaciones meteorológicas que abarque el territorio de la manera más eficiente, conllevando a que grandes regiones carezcan de datos, (2) para aquellas localidades donde sí se tengan registros, es posible que las series climáticas sean para periodos cortos o no sean homogéneas. En Venezuela hay insuficientes datos climáticos de precipitación de calidad debido a estas causas mencionadas (Guenni, Degryze y Alvarado, 2008).

Frente a este inconveniente, es común que se apliquen métodos de estimación de datos climáticos (Guevara, 2003). Por ejemplo, la interpolación espacial es un procedimiento que permite extrapolar datos puntuales relacionados con cada una de las estaciones meteorológicas a un espacio más extenso carente de información. Esto se ha vuelto una práctica frecuente para estimar la precipitación media en zonas no muestreadas, gracias al desarrollo de herramientas en los manejadores SIG que facilitan el procesamiento estadístico de un mayor conjunto de datos georeferenciados (Guerra, Gómez, González y Zambrano, 2006).

Asimismo, los avances tecnológicos han permitido la creación de superficies de datos de precipitación media mensual a nivel global, como por ejemplo el modelo *WorldClim* (Hijmans, Cameron, Parra, Jones y Jarvis, 2005) el cual se generó utilizando datos de decenas de miles de estaciones distribuidas en el globo, que posteriormente fueron interpolados con la técnica *thin-plate smoothing splines* (considerando la latitud, longitud y la altitud como variables independientes), generándose de esta forma grillas de datos medios mensuales (1960-1990) de precipitación, así como de otros elementos (temperatura del aire, temperatura mínima del aire, temperatura máxima del aire y 19 variables bioclimáticas).

Posteriormente, *WorldClim* fue mejorado en los siguientes años hasta generarse una nueva versión denominada *WorldClim V2.0* (Fick y Hijmans, 2017), en el cual se usó un mayor número de estaciones, captando mejor la variabilidad espacial de los elementos al abarcar distintas latitudes y altitudes. Los datos fueron interpolados con la misma técnica de su predecesora, pero sus creadores examinan los beneficios de incluir información satelital (temperatura máxima y mínima de la superficie terrestre y la cobertura de nubes, obtenidas a partir del satélite MODIS) y otras covariables (altitud, distancia a la línea de costa y radiación solar extraterrestre), lo cual les permitió mejorar las capas de temperatura, pero no les generó cambios significativos en los valores de precipitación. Finalmente, las superficies en formato raster indican valores medios mensuales para el periodo 1970-2000 de los elementos climáticos de la versión anterior, y agregaron: radiación solar, velocidad del viento y presión de vapor del agua.

Debido a la resolución espacial de ambas versiones (30 arc-segundo o 1km<sup>2</sup>), *WorldClim* podría servir para estimar datos de precipitación media mensual, siempre y cuando se valide previamente el modelo para el área de estudio en la cual se trabaje, ya que como afirman Hijmans *et al* (2005), la alta resolución de sus interpolaciones no implica que la calidad de los datos sea alta en todos los lugares. Sin embargo, si se realiza una revisión exploratoria en bases de datos enfocadas y especializadas en contenido científico-académico, empleando como palabra clave "*WorldClim*", se encontrarán decenas de publicaciones, en las que se puede apreciar que no se ha discutido la validez de dichas superficies antes de ser utilizadas como variables

independientes en estudios específicos, como por ejemplo, para crear modelos de distribución geográfica de especies biológicas (Cuervo-Robayo y Monroy-Vilchis, 2012) o para evaluar la importancia relativa de las variables climáticas en sus patrones de distribución (Ximenes, Eiji, Balué, Dahdouh-Guebas, 2016).

Además, la primera versión de *WorldClim* también ha sido utilizada como línea de base para generar datos en múltiples escenarios de cambio climático, de modo que han sido aplicados, por ejemplo, para modelar la distribución de especies en el presente y simularlo en el futuro (López y Nabout, 2016), o para determinar la distribución actual y futura de determinados cultivos (Nuñez-Colin y Goytia-Jiménez, 2009). Sin embargo, Varela *et al* (2015) explican que al hacer eso se están combinando dos tipos de modelos climáticos diferentes, uno basado en una interpolación estadística de datos observados (*WorldClim*) y otro basado en modelos físicos de circulación atmosférica y oceánica, lo cual es metodológicamente incorrecto.

Ahora bien, usar los datos de *WorldClim* sin ser validados previamente, pudiera ser debido a que los investigadores que lo emplean no tienen conocimiento sustancial acerca de los patrones espaciales del clima y asumen como cierto las superficies de datos climáticos que el modelo ofrece. Al respecto, Daly (2006) explica que quienes utilizan *WorldClim* muchas veces no están en condiciones de evaluar críticamente la idoneidad de conjuntos de datos climáticos espaciales para una aplicación en particular. Por tanto, podrían tener errores graves en la interpretación de sus resultados, en sus conclusiones y en las decisiones que tomen a partir de ellos.

Por su parte, Soria-Auza *et al* (2010) exponen que la validez de los modelos de interpolación global ha sido pasada por alto al momento de explicar los resultados de los estudios relacionados con la distribución de especies, es por ello que estiman los patrones de distribución de aves y helechos (para las cuales se tiene documentado su distribución real en Los Andes bolivianos) a partir de los modelos *WorldClim* y *Saga*, con la finalidad de resaltar las discrepancias geográficas que se crean al momento de utilizarlos. En este caso de estudio, *WorldClim* resultó ser el menos preciso, ya que predijo la presencia de especies en áreas climáticamente inadecuadas para ellas. De igual forma, Ceccarelli *et al.* (2015) utilizan las bases de datos de *WorldClim* y *AVHRR* (*Advanced Very High Resolution Radiometer*, series de datos construidas por la Oficina Nacional Oceánica y Atmosférica de los Estados Unidos a partir de satélites meteorológicos) para caracterizar el clima con la finalidad de determinar la distribución de vectores transmisores de enfermedades (chips infectados con el virus triatoma) al sur de Sudamérica, concluyendo, entre otras cosas, que los datos de *WorldClim* son menos precisos para predecir la distribución, debido a que con ellos no se logra caracterizar correctamente el clima de su área de estudio.

En contraparte, en México los datos de *WorldClim* fueron utilizados como información adicional al momento de generar la línea de base climática para la Cuarta Comunicación de México ante la Convención Marco de Cambio Climático (Conde, Estrada, Martínez, Sánchez y Gay, 2011). Asimismo, Fernández, Romero y Zavala (2014) emplearon la malla de información climática del modelo, en conjunto con los registros de las estaciones meteorológicas del Servicio Meteorológico Nacional de México, para generar el Atlas Climático Digital de México, consiguiendo con ello validar los datos generados por *WorldClim*.

En Venezuela, los datos de precipitación media de *WorldClim* han sido empleados en trabajos de grado. Pérez (2011) lo aplicó para determinar patrones de distribución geográfica de algunas especies de murciélagos, él establece que pese a los errores espaciales que puede tener la información de *WorldClim*, el mismo puede ser considerado ideal para modelar a escala local y continental por la sola razón de que ha sido ampliamente aplicado a nivel global. Asimismo, Casañas (2016) delimitó áreas de distribución potencial para especies de aves basado en los datos climáticos expresados por *WorldClim*. Rojas (2017) lo utilizó para identificar áreas prioritarias para la conservación de anfibios en el estado Mérida, mientras que Valero (2013) usó como condición de línea de base climática las variables de *WorldClim* para estimar la distribución de especies arbóreas en la actualidad y en escenarios de cambio climático. En ninguna de estas investigaciones se hace referencia a la validez de los datos climáticos utilizados.

Por su parte, Suárez (2009) evaluó cuán confiable fue *WorldClim* al momento de elaborar su tesis de grado en Los Andes venezolanos. Para ello, determinó el coeficiente de correlación de *Pearson* entre los datos

de WorldClim y los datos de precipitación media reportados por las estaciones meteorológicas situadas en su área de estudio, y resultó ser significativo, pero no alto ( $r = 0,617$ ), ya que no existe similitud entre los valores de precipitación media de cada punto (estación) y los valores estimados mediante el modelo para las mismas posiciones. Esto hace que la investigadora cuestione el alcance del modelo *WorldClim* para realizar aproximaciones climáticas en su área de estudio y a nivel nacional, sin embargo no profundiza más al respecto.

Por todo lo expuesto, en el siguiente artículo se procede a validar los datos de precipitación media mensual generados por *WorldClim V2.0* para Venezuela. Se selecciona dicho elemento porque presenta una alta variabilidad espacial y temporal en el país, producto de la combinación simultánea de múltiples factores climáticos, propios de la situación intertropical, así como de las condiciones topográficas locales. En consecuencia, sería más complicado crear superficies de datos de precipitación media mensual, a diferencia de, por ejemplo, la temperatura del aire, cuyos factores conllevan a que es un elemento poco variable en el país, caracterizado por gradientes térmicos horizontales de poco valor y gradientes verticales que han sido ampliamente detallados en la literatura climática venezolana (Andressen, 2007).

El método, descrito en el punto número dos de la próxima sección, se fundamenta en el análisis estadístico de las diferencias entre los datos de precipitación media mensual (1970-2000) calculados para 185 estaciones de la Red de Estaciones Meteorológicas de Venezuela, con los datos de precipitación media mensual (1970-2000) estimados mediante *WorldClim V2.0* para las mismas localidades. Con base a esto, se discute la validez de los datos ofrecidos por el modelo *WorldClim V2.0* para caracterizar adecuadamente los patrones espaciales y la estacionalidad de la precipitación en el país.

## MÉTODO

### Selección de las estaciones meteorológicas

Se solicitó al Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología (INAMEH) y a la dirección encargada del resguardo de la información meteorológica de la Corporación Eléctrica Nacional (CORPOELEC) los datos de precipitación mensual que se encuentran en su base de datos hasta finales del siglo XX. Luego, se realizó un análisis exploratorio de los registros, observándose que las estaciones con series climáticas largas y continuas son escasas, y además presentan fallas, es decir, se aprecian datos mensuales faltantes, englobados (uno o más datos acumulados en más de un mes) o dudosos. Se acepta que un dato es dudoso si es un valor mensual extremadamente alto o muy bajo ( $Mx \pm 4Sx$ ) y si además, no existe un dato semejante para el mismo mes y año en una estación vecina emplazada en un área fisiográfica similar.

Posteriormente, los datos englobados y dudosos también se trataron como datos faltantes, por tanto, cada falla representa un vacío en cada serie mensual. Es por ello, que se seleccionaron aquellas estaciones que tuviesen registros entre los años 1970 y 2000, ambos inclusive, y posean en dicho período máximo 36 fallas, ya que según la OMM (2011) las medias deberían calcularse solo cuando estén disponibles los valores de al menos un 80% de los años registrados y no falten los valores de más de tres años consecutivos en una misma serie climática.

Además, la OMM (2011) también establece que las series de datos mensuales utilizadas para calcular los promedios deben ser homogéneas, es decir, que las variaciones presentes en ellas deben estar causadas por factores climáticos y no por factores relacionados con deficiencias en el proceso de medición y/o registro. No obstante, la evaluación de la homogeneidad de los datos es una tarea compleja que involucra el análisis de información cualitativa (metadatos) y cuantitativa (pruebas estadísticas). Es por esa razón que se optó por evaluar las series climáticas anuales mediante un método no paramétrico de rápida aplicación, y que arroje resultados significativos (Fernández, 1996; Cartaya, Zurita y Montalvo, 2016), como lo es el test de las rachas. De esta manera, no se comprobó inequívocamente la calidad de los datos, pero si se determinó si los datos de cada serie anual fueron aleatorios, de no ser así, la secuencia de valores podría presentar tendencia, ciclo

u oscilación, lo cual sería indicativo de heterogeneidades que también podrían estar presentes en las series mensuales. En consecuencia, si una serie climática anual no era aleatoria, la estación se descartaba.

#### **Cálculo de datos de precipitación media mensual (1970-2000) para cada localidad**

Para cada serie climática mensual se calculó la media aritmética, estadístico de uso común en climatología para analizar las variaciones espaciales y los regímenes pluviométricos, obteniéndose 12 datos precipitación media mensual (1970-2000) por cada localidad. Los datos de precipitación media anual se obtuvieron al sumar los datos medios mensuales.

#### **Estimación de datos de precipitación media mensual (1970-2000) para cada localidad con el modelo *WorldClim V2.0***

Se utilizó *ArcMap* 10.5 para generar una capa de puntos georeferenciados, en donde cada entidad representa cada una de las estaciones seleccionadas. Primero, se introdujo en el proyecto 12 archivos en formato raster generados por el modelo *WorldClim V2.0* (cada uno corresponde a la precipitación media de un mes, figura 1) disponibles en <http://WorldClim.org>. Luego, mediante la herramienta *Extract Values to Point* se le asignó a cada uno de los puntos los valores de precipitación mensual que le corresponden según el pixel en donde se sitúa, obteniéndose de esta manera 12 datos de precipitación media mensual (1970-2000) estimados por cada localidad. Los datos de precipitación media anual estimada se obtuvieron al sumar los datos medios mensuales estimados.

Para todos los cálculos posteriores los datos calculados son considerados como variable X o datos observados ( $O_i$ ), mientras que los determinados variable Y o datos estimados ( $P_i$ ). Es importante resaltar que la notación X,Y no indica que una variable sea explicativa, ya que no se busca comprobar una hipótesis de causalidad.

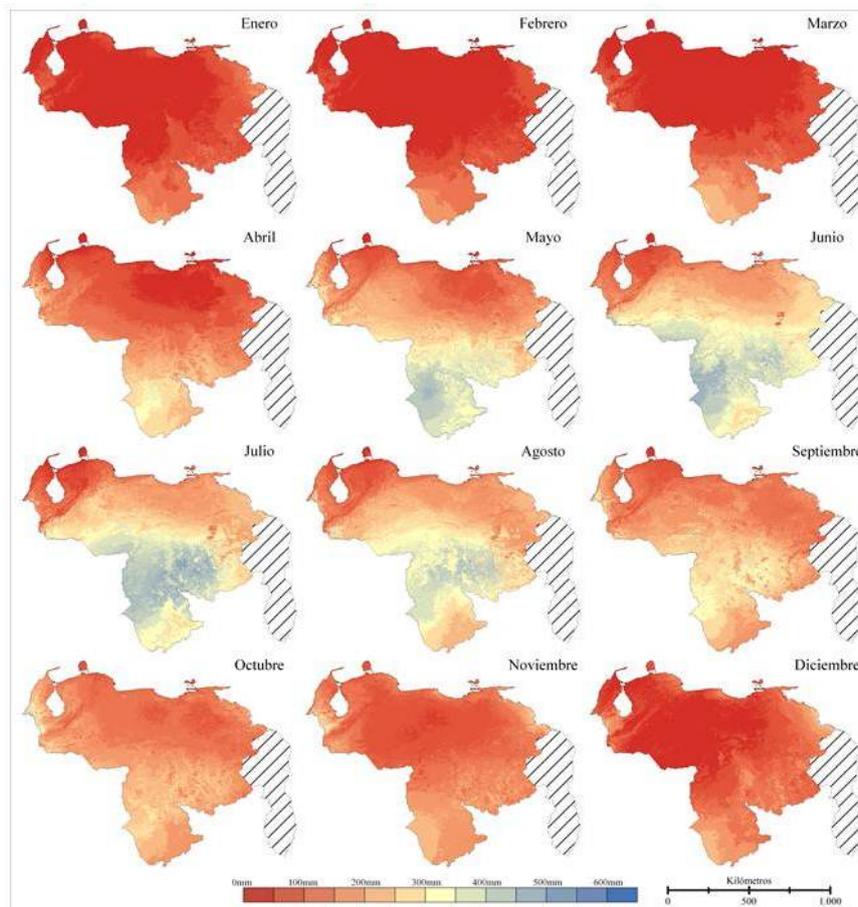


Figura 1. Datos de precipitación (mm) media mensual (1970-2000) según el modelo *WorldClim V2.0*

Coefficiente de eficiencia y errores de estimación mensual y anual del modelo *WorldClim V2.0*

Para el mes de enero se construyó una matriz de dos columnas (precipitación media observada,  $O_{\text{enero}}$ , y precipitación media estimada,  $P_{\text{enero}}$ ) de tantas filas como estaciones fueron seleccionadas, y se calculó los siguientes indicadores (cuadro 1) para evaluar la precisión y el desempeño del modelo *WorldClim V2.0* como estimador de la precipitación media. Este procedimiento se repitió con los datos de los 11 meses restantes así como con los valores anuales.

Indicador	Formula
Error cuadrático medio (RCME) <sup>3</sup>	$RCME = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2}{N}}$
Error medio absoluto (EMA) <sup>1</sup>	$EMA = \frac{\sum_{i=1}^N  O_i - P_i }{N}$
Error porcentual absoluto medio (%EMA) <sup>2</sup>	$\%EMA = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{ O_i - P_i }{ O_i }}{N} * 100$
Coefficiente de eficiencia (CE) <sup>1</sup>	$CE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})^2}$ $\bar{O}$ es la media de los datos observados
Error medio del sesgo (EMS) <sup>3</sup>	$EMS = \frac{\sum_{i=1}^N (P_i - O_i)}{N}$

Cuadro 1. Indicadores utilizados para evaluar el modelo *WorldClim V2.0*

Nota. 1 Tomado de Kashani y Dinpashoh (2011), 2 Tomado de Núñez *et al* (2014), 3 Tomado de Rivas y Carmona (2010). Para todos los errores N = número de estaciones seleccionadas

### Correlación (r) entre los datos de precipitación media mensual observados y los datos de precipitación media mensual estimados para cada localidad

Para medir la fuerza o el grado de asociación lineal entre los 12 datos mensuales observados ( $O_i$ ) y sus homólogos estimados ( $P_i$ ) se determinó el coeficiente de correlación de Pearson (r) para cada estación. Una alta correlación entre los dos conjuntos de datos, indicaría que los regímenes pluviométricos reflejados en los datos observados de cada localidad, estarían bien representados por los datos estimados con el modelo *WorldClim V2.0*, ya que las curvas que describen ambos procesos se asemejarían.

### Correlación (r) entre los datos de precipitación media observados y los datos de precipitación media estimados para cada mes

Por último, las trece matrices creadas en el punto 2.4 se utilizaron para calcular trece valores de coeficiente de correlación (r) y trece valores de coeficiente de determinación ( $r^2$ ). De esta manera, y bajo las premisas señaladas, se evaluó la capacidad predictiva del modelo *WorldClim V2.0*.

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

### Selección de las estaciones a utilizar

Una vez y analizado los registros meteorológicos dados por el INAMEH y CORPOELEC, se seleccionaron 185 estaciones (figura 2, apéndice A). Un número tan reducido de estaciones, distribuidas desigualmente sobre el territorio, demuestra la necesidad de acudir a métodos de estimación de datos meteorológicos y climáticos de precipitación mensual en Venezuela.

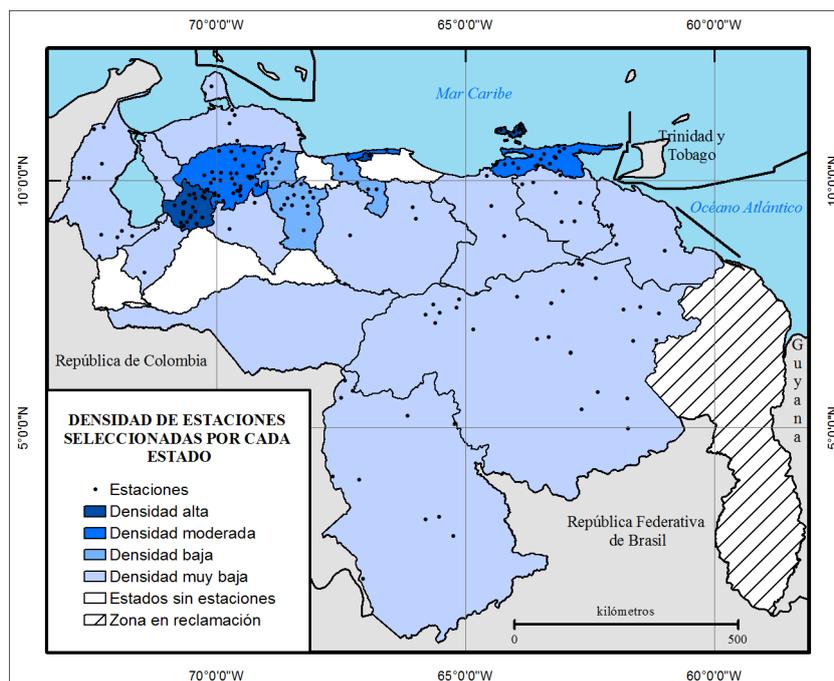


Figura 2. Densidad de estaciones seleccionadas por cada estado

La densidad promedio de las estaciones seleccionadas por cada estado del país fue categorizado bajo los siguientes criterios es alta (1 estación por cada 400 km<sup>2</sup> o menos), moderada (1 estación por cada 401 a 800 km<sup>2</sup>) y baja (1 estación por cada 801 a 2000 km<sup>2</sup>) en 3 entidades en cada caso, y muy baja (1 estación por cada 2001 km<sup>2</sup> o más) en 11 estados. Asimismo, en 4 estados no se emplaza ninguna estación. En lo que respecta a los rangos altitudinales las estaciones están emplazadas desde los 0 msnm hasta los 2000 msnm; estando 58% de ellas por debajo de la cota de 250 m, 25% ubicadas entre las cotas 251 y 750 m, 12% entre los 751 m y 1500 m y solo 4% entre los 1501 a 2000 msnm.

### Cálculo y estimación de datos de precipitación media mensual

Se obtuvieron 2220 datos de precipitación media mensual observados (12 datos mensuales por cada estación) y una cantidad igual de datos estimados. En la figura 3 se observan dos histogramas en donde se representan los dos conjuntos de valores agrupados por clases, lo cual ofrece una primera aproximación de las diferencias existentes entre los datos de precipitación calculados a partir de series climáticas y los datos estimados a partir del modelo *WorldClim V2.0*.

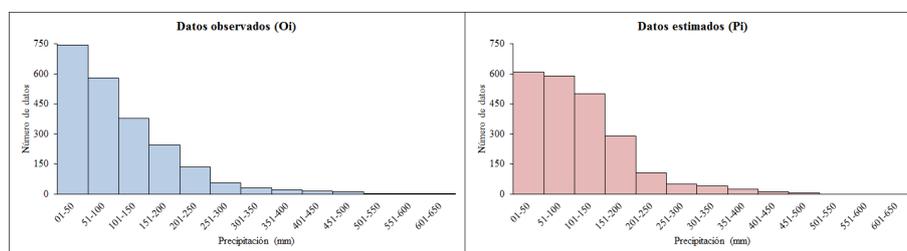


Figura 3. Datos estimados y observados agrupados por categoría de precipitación

Los datos estimados se concentran en las categorías 51mm-150mm, mientras que los datos observados se acumulan en las primeras clases (1mm-100mm), entonces, y a partir de esta agrupación se tiene que sería más probable conseguir una localidad con precipitación en un mes menor a 50 mm si se utilizan los registros provenientes de una estación meteorológica y/o climática, a diferencia de si se utiliza el modelo *WorldClim*

V2.0 con el cual se podrían estimar datos mayores a los observados. Asimismo, al evaluar los residuos ( $O_i - P_i$ ) individuales, solo en 28 oportunidades es igual a 0 mm, 1484 veces se mantiene en el intervalo  $\pm 30$  mm, y en el 708 casos restantes la diferencia está por encima de 30 mm, llegando a ser inclusive  $\pm 150$  mm, es decir, algunas localidades poseen meses con precipitación menor a 50 mm, pero el modelo le estima datos que lo duplica o inclusive triplica.

Desde una perspectiva práctica, la subestimación o la sobrestimación de la precipitación podrían conllevar a errores en la interpretación. Por ejemplo, si en una localidad se estima mediante *WorldClim V2.0* una precipitación media para un mes de 120 mm, pero el valor observado es de 180 mm, se están desconociendo 60 mm que pudieran marcar diferencias en las conclusiones de la investigación que se realice. Por otra parte, si estimara 120 mm, cuando la precipitación media para ese mes según los datos de la estación es 90 mm, se estaría asumiendo que climáticamente en la localidad se dan 30 mm de precipitación más que la observada. Para comprender la importancia de buscar precisión al momento de determinar valores de precipitación media, hay que recordar que 1 mm de precipitación equivale a 1 l/m<sup>2</sup>; en el primer caso expuesto el investigador estaría asumiendo que climáticamente precipita 60 l/m<sup>2</sup> menos, mientras que en el segundo caso que precipita 30 l/m<sup>2</sup> más, el error aumentaría exponencialmente si ahora se evaluará tal cantidad de agua en superficies más extensas, como lo son las cuencas hidrográficas, que pueden tener áreas desde 1 km<sup>2</sup> hasta miles de kilómetros cuadrados.

#### Coefficiente de eficiencia y errores de estimación mensual y anual del modelo *WorldClim V2.0*

En el siguiente cuadro 2 se indican los resultados del cálculo de los errores y del coeficiente de eficiencia para cada mes y para los datos anuales:

Serie	RCME	EMA	%EMA	EMS	CE
Enero	17,9	13,2	81,0	5,0	0,675
Febrero	16,0	11,1	56,2	-4,2	0,671
Marzo	18,3	12,6	42,7	-6,3	0,725
Abril	27,2	20,8	37,8	1,8	0,784
Mayo	39,3	29,9	39,8	8,8	0,797
Junio	62,9	48,1	71,9	16,2	0,733
Julio	59,8	43,3	55,5	7,0	0,749
Agosto	51,2	36,2	39,7	7,2	0,747
Septiembre	41,6	30,5	31,6	0,4	0,633
Octubre	38,7	29,6	29,4	5,7	0,463
Noviembre	38,3	27,5	31,9	4,9	0,351
Diciembre	30,5	21,3	43,0	4,1	0,478
Anual	311,9	235,2	27,1	50,6	0,774

Cuadro 2. Coeficiente de eficiencia y errores de estimación

Nota. RCME error cuadrático medio (mm), EMA error medio absoluto (mm), %EMA porcentaje del error medio absoluto (%), EMS error medio del sesgo (mm), CE coeficiente de eficiencia (adimensionado).

En primer lugar, el RCME indica que los datos estimados mediante *WorldClim V2.0* difieren, en promedio de 16,0 mm a 62,9 mm, con respecto a los datos observados para las mismas localidades, dichos residuos se habían previsto luego de analizar los histogramas (figura 3), pero ahora se sabe, que es más alto durante los

meses de junio ( $\pm 62,9\text{mm}$ ) y julio ( $\pm 59,8\text{mm}$ ), y menor durante los meses del primer trimestre del año, lo cual coincide, con la temporada lluviosa y seca en la mayor parte del país, respectivamente.

Además, el RCME también puede ser tratado como una desviación: el 68% de los datos estimados se desvía 311,5mm con respecto a los valores observados, luego el 95% de los datos estará acotado entre los 623,0mm, y el 99% de los datos entre los 934,5mm, es decir, es posible que para una localidad se pueda estimar con *WorldClim V2.0* una precipitación media anual 300 a 400mm mayor o menor que la observada. Una diferencia de dicha magnitud no solo ocasionaría una delimitación espacial de zonas pluviométricas homogéneas irreal, sino que también, conllevaría a conclusiones erróneas en cualquier estudio ambiental.

De la misma manera, el EMA mide en promedio cuán lejos está cada estimación con respecto al valor observado. Existe una correlación igual a 1 entre EMA y RCME, por lo que se puede afirmar que a mayor EMA, mayor RCME y menor la precisión del modelo para estimar datos de precipitación media mensual. En este mismo orden de ideas, el EMS proporciona información sobre la tendencia del modelo a sobreestimar o subestimar una variable; a excepción de los datos estimados en los meses de febrero y marzo, el modelo tiende a indicar valores por encima de la precipitación media observada (figura 3). En consecuencia, se puede mencionar que se comprobaría que el modelo *WorldClim* posee los mayores errores absolutos desde los meses de mayo hasta octubre, y los menores en el semestre de noviembre a abril.

Sin embargo, no se puede apreciar la verdadera magnitud del error mensual y anual, ya que el RCME, el EMA y el EMS están dimensionados, lo cual si se logra al evaluarlos de manera relativa mediante el %EMA. Por ejemplo, el error anual posee los máximos errores absolutos, pero sus datos estimados resultan tener el menor el error relativo (27,1%) en comparación con cualquier otro mes: siendo mayor en enero (81,0%) y menor en octubre (29,4%).

Por tanto, con los datos del modelo *WorldClim V2.0* no se lograría un adecuado conocimiento de los valores totales de precipitación media mensual de una localidad, lo cual es fundamental conocer para lograr un uso sostenible y eficiente de los recursos agua y suelo, así como para optimizar las actividades productivas (Martelo, 2003).

Ahora bien, los errores que arroja el modelo *WorldClim 2.0* como estimador de datos de precipitación media mensual para las localidades consideradas de Venezuela, pudieran deberse a carencias relacionadas con la información básica necesaria para hacer las interpolaciones: los datos meteorológicos y/o climáticos. Al respecto, Soria-Auza et al (2010) explican que en Europa y en América del Norte los datos de la primera versión de *WorldClim* son válidos, ya que allí se utilizaron densidades considerablemente más altas de estaciones que en la mayoría de las regiones tropicales de América del Sur, África y Asia, donde es menos preciso porque el número de estaciones usadas fue menor y, a su vez tenían como característica proveer series de datos meteorológicos muy cortos que no contribuyeron por igual al modelo.

Además, es importante resaltar que los errores obtenidos se obtuvieron de la comparación de datos de estaciones que no se encuentran emplazadas en las principales zonas montañosas del país. Por su parte, *WorldClim V2.0* solo tiene en cuenta los efectos de la elevación directa para explicar un aumento de la precipitación con la altura, sin embargo, esta relación es más compleja en Venezuela debido a que en el país existe una interacción simultánea entre el relieve y la circulación atmosférica que da como resultado regímenes específicos de precipitación difíciles de analizar y ponderar (Andressen, 2007).

Por consiguiente, si se hubiesen considerado datos de precipitación media mensual observados de estaciones situadas en las zonas montañosas del país, seguramente aumentarían considerablemente los errores, ya que el aumento de la precipitación con la altura en los Andes venezolanos y en la Cordillera de la Costa solo se da hasta una determinada altitud. Martelo (2003) explica que el aumento en la ladera de barlovento de Los Andes venezolanos ocurre hasta aproximadamente los 2500 msnm en las vertientes interiores y orientadas al sureste de los Andes, y de 1200 msnm en las vertientes Andinas orientadas al noroeste, así como en la Cordillera de la Costa, a partir de dichas altitudes la precipitación disminuye con la altura.

El último coeficiente considerado (CE, cuadro 2) hubiese indicado una relación ideal entre los datos estimados y los observados si sus resultados fuesen igual a 1 (Kashani y Dinpashoh, 2011), pero, los mismos se alejan de la unidad. Por ende, se puede afirmar que es más preciso el modelo como método de estimación en aquellos meses en los cuales el CE tiende a 1. Resalta el hecho en este punto, de que *WorldClim V2.0* pareciera ser ideal para estimar únicamente datos anuales ya que presenta el CE más alto (0,774).

#### **Correlación entre los datos de precipitación media mensual observados y los datos de precipitación media mensual estimados para cada localidad**

Existe una muy alta correlación (cuadro 3) entre los datos de precipitación media mensual observados y sus homólogos estimados mediante el modelo *WorldClim V2.0* en el 56% de las estaciones consideradas. Asimismo, solo en el 4% de los casos el valor de  $r$  resultó ser bajo.

Valor de $r$	Categoría	Estaciones	%
[+0,900; +1,000]	Muy alta	103	56
[+0,800; +0,900)	Alta	44	24
[+0,600; +0,800)	Moderada	30	16
[+0,300; 0,600)	Baja	8	4
[0,000; +0,300)	Muy baja	0	0
<b>Total:</b>		185	100

Cuadro 3. Número de estaciones por categorías de  $r$

Sin embargo, una muy alta correlación solo indica que entre las variables existe una relación lineal positiva, es decir, que el comportamiento de la precipitación, mes a mes, es similar en lo que respecta a la ubicación de los valores máximos y mínimos a lo largo del año en ambos casos, pero eso no quiere decir que los valores absolutos del atributo sean semejantes, debido a que existen errores de estimación absolutos mayores a los  $\pm 10$ mm, como ya se demostró en el punto anterior.

En la figura 4 se muestran los datos de precipitación mensual observados ( $O_i$ ) y estimados ( $P_i$ ) para seis casos seleccionados: la máxima correlación se obtuvo en la estación Biológica de Los Llanos, en ella el paralelismo de las barras es tal, que sería indiferente utilizar los datos de precipitación media mensual observados o del modelo *WorldClim V2.0* para indicar cuáles son los meses lluviosos, secos y transicionales de la localidad. No obstante, en las localidades Caripito y Tunapuy también existe una correlación muy alta y los picos y valles de la gráfica tienden a coincidir, pero, en ellas ya es apreciable las diferencias mayores a la decena de milímetros entre los datos observados y estimados en algunos meses.

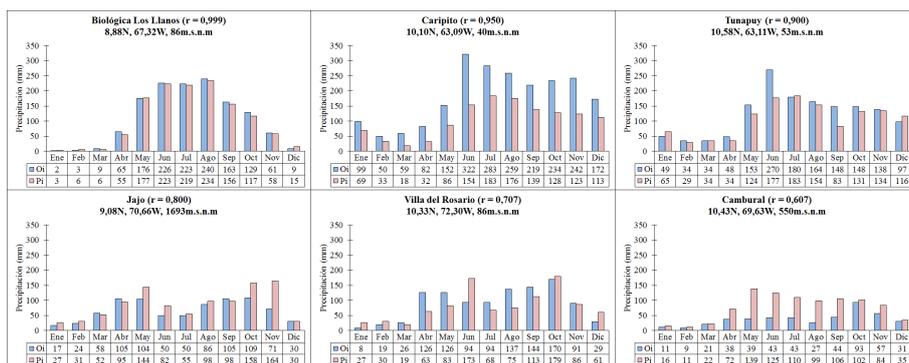


Figura 4. Precipitación media mensual observada y estimada para seis localidades venezolanas

Las discrepancias entre el régimen pluviométrico observado y el estimado se comienzan a evidenciar aun cuando el valor de r es alto. Por ejemplo, en la estación Jajo (correlación alta) los datos observados indican la existencia de un régimen bimodal, con picos máximo en abril y en octubre, pero *WorldClim V2.0* establece que los valores de lluvia máxima se dan mayo y noviembre. Asimismo, en las estaciones Villa del Rosario y Cambural (correlación moderada), las barras son distintas en su trazado ascendente y descendente, representando regímenes pluviométricos que no coinciden con los expuestos por los datos observados. En último lugar, se tienen los valores de correlación baja, obtenidos en aquellas estaciones en donde existen diferencias indiscutibles entre los datos de precipitación media mensual observados y estimados, que conllevan, además, a regímenes pluviométricos distintos.

Por consiguiente, se puede señalar, con base a las 185 estaciones consideradas que el modelo *WorldClim V2.0* no debería ser aplicado si se quiere saber cuál o cuáles son los meses más lluviosos, secos y transicionales en una determinada localidad, ya que no permite caracterizar correctamente los regímenes pluviométricos.

**Correlación (r) entre los datos de precipitación media observados y los datos de precipitación media estimados para cada mes**

Por último, al evaluar los valores del coeficiente de correlación entre los 185 datos observados y estimados para cada mes, así como para el valor anual (cuadro 4), se tiene que r es alto desde enero hasta agosto y para los datos anuales, y moderado en los últimos cuatro meses del año.

	r	r <sup>2</sup>	Modelo de regresión
Enero	0,8402	0,7059	Pi = 0,7664Oi + 12,925
Febrero	0,8330	0,6939	Pi = 0,7091Oi + 5,0098
Marzo	0,8710	0,7586	Pi = 0,7705Oi + 2,6237
Abril	0,8877	0,7879	Pi = 0,8371Oi + 15,498
Mayo	0,8984	0,8072	Pi = 0,7989Oi + 35,175
Junio	0,8777	0,7704	Pi = 0,6472Oi + 74,574
Julio	0,8683	0,7539	Pi = 0,7209Oi + 53,551
Agosto	0,8708	0,7583	Pi = 0,6890Oi + 56,213
Septiembre	0,7959	0,6335	Pi = 0,6259Oi + 50,326
Octubre	0,6947	0,4825	Pi = 0,5427Oi + 64,152
Noviembre	0,6159	0,3793	Pi = 0,4612Oi + 60,928
Diciembre	0,7165	0,5133	Pi = 0,6274Oi + 28,703
Anual	0,8893	0,7909	Pi = 0,6967Oi + 426,98

Cuadro 4. Valores del coeficiente de correlación entre los datos observados y estimados para cada conjunto de valores

Además, en la figura 5 se comprueba mediante los diagramas de dispersión que en todos los casos los datos se ajustan de manera positiva y lineal, pero la fuerza de la relación entre las variables X y Y es baja en los meses del último trimestre del año; en esos casos la recta no representa apropiadamente la nube de puntos porque las dispersiones individuales son altas. En consecuencia, la bondad de ajuste del modelo de regresión entre los datos observados y los datos estimados, indicada mediante el valor r<sup>2</sup> es menor a 0,5000 en los meses de octubre, noviembre y diciembre, lapso en el cual el modelo de regresión tiene menor poder explicativo. Por tanto, los datos de precipitación media estimada por *WorldClim V2.0* para ese trimestre son los menos representativos, situación que se había verificado previamente mediante el CE (cuadro 2).

Es importante resaltar que, aun cuando existen discrepancias entre los valores estimados y los valores observados mensuales, el dato de precipitación media anual estimado como la suma de los valores medios mensuales, se asemeja al dato de precipitación media anual observada.

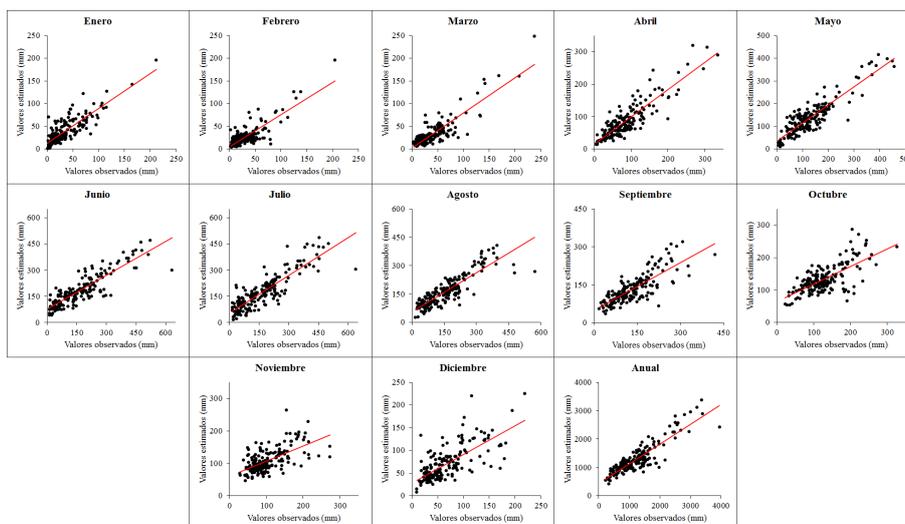


Figura 5. Diagramas de dispersión entre la precipitación observada y estimada de cada mes

Finalmente, Méndez y Cartaya (2008) establecen que una correcta caracterización de la precipitación en los proyectos de investigación propios de la geografía física debe: (a) abordar adecuadamente la caracterización pluviométrica anual (estacionalidad), (b) indicar el promedio anual de precipitación para el periodo de estudio, (c) indicar cuál o cuáles son el mes o meses más lluviosos y menos lluviosos y (d) establecer cuáles son los factores que influyen en la distribución de la precipitación a lo largo del año. A partir del análisis estadístico realizado, se puede afirmar que el modelo *WorldClim V2.0* no debería ser utilizado en Venezuela ya que no permite completar las acciones básicas descritas en los puntos (a), (b) y (c) porque los valores mensuales y anuales, así como los regímenes pluviométricos no son bien caracterizados mediante los datos estimados por él. En consecuencia, tampoco podría cumplirse el punto (d), debido a que sería incorrecto adaptar los supuestos de la climatología para explicar la variabilidad espacial y la estacionalidad de la precipitación en Venezuela, utilizando datos que no caracterizan correctamente la pluviometría nacional.

## CONCLUSIONES

*WorldClim V2.0* ofrece una base de datos de precipitación media mensual y de otros elementos climáticos que podrían ser aprovechados para elaborar estudios ambientales. Sin embargo, en Venezuela los datos del modelo no reflejan adecuadamente los valores de precipitación media mensual, así como tampoco los regímenes pluviométricos. Por tanto no sería válido para ser utilizado en Venezuela en estudios que requieran una línea de base de la precipitación precisa. No obstante, se podrían utilizar los datos anuales como variables independientes al momento de elaborar estudios ambientales ya que WorldClim como estimador de la precipitación anual presenta un error porcentual bajo y una eficiencia alta, con respecto a los indicadores de cualquier otro mes.

Los modelos de interpolación global de datos climáticos han beneficiado a investigadores de distintos países, como por ejemplo en Venezuela, por poner a sus disposiciones datos que, utilizando únicamente los registros existentes de la red de estaciones meteorológica local, no sería posible tener. Sin embargo su uso debe realizarse de forma meticulosa, existen en la actualidad modelos similares, por lo que se recomienda realizar previamente un análisis en donde se evalúe la validez de las superficies que ofrecen y seleccionar aquel que sea el más adecuado para conocer o explicar el fenómeno que se esté estudiando.

## REFERENCIAS

- ANDRESSEN, R. (2007). *Circulación atmosférica y tipos de clima*. En Geovenezuela (Tomo 2). (238-328). Venezuela: Fundación Empresas Polar.
- CARTAYA, S., ZURITA, S. y MONTALVO, V. (2016). Métodos de ajuste y homogenización de datos climáticos para determinar índice de humedad de Lang en la provincia de Manabí, Ecuador. *La Técnica*. (16), 94-106.
- CASAÑAS, W. (2016). *Humedales costeros en el estado Falcón como sitios de importancia para aves playeras: una aproximación utilizando Sistemas de Información Geográfica* (Tesis de Grado). Universidad Central de Venezuela, Caracas.
- CONDE, C., ESTRADA, F., MARTINEZ, B., SANCHEZ, O. y GAY C. (2011). Regional climate change scenarios for México. *Atmósfera*. 24(1), 125-140
- CUERVO-ROBAYO, A. y MONROY-VILCHIS, O. (2012). Distribución potencial del jaguar *Panthera onca* (Carnivora: Felidae) en Guerrero, México: persistencia de zonas para su conservación. *Revista de Biología Tropical*. 60(3), 1357-1367
- CECCARELLI, S., BALSALOBRE, A., SUSEVICH, M., ECHEVERRIA, M., GORLA, D. y MARTI, G. (2015). Modelling the potential geographic distribution of triatomines infected by *Triatoma virus* in the southern cone of South America. *Parasites & Vectors*. 8(153), 1-9.

- DALY, C. (2006). Guidelines for assessing the suitability of spatial climate data sets. *International Journal of Climatology*. 26(6), 707-721.
- FERNÁNDEZ, A., ROMERO, R. y ZAVALA J. (2014). Metodologías empleadas en el atlas climático digital de México para la generación de mapas de alta resolución. *Geoacta*. 39(1), 165-173.
- FERNÁNDEZ, F. (1996). *Manual de climatología aplicada: clima, medio ambiente y planificación*. Madrid, España: Síntesis.
- FICK, S. y HIJMANS, R. (2017). WorldClim 2: new 1-km spatial resolution climate surfaces for global land areas. *International Journal of Climatology*. 37(12), 4302-4315
- GUERRA, F., GÓMEZ, H., GONZÁLEZ, J. y ZAMBRANO, Z. (2006). Uso actual de métodos y técnicas para el estudio de la precipitación incluyendo plataformas SIG. *Geoenseñanza*. 11(1), 97-106.
- GUEVARA, J., (2003). *Métodos de estimación y ajuste de datos climáticos*, Caracas, Venezuela: Consejo de Desarrollo Científico y Humano (UCV).
- GUENNI, L., DEGRYZE, E. y ALVARADO, K. (2008). Análisis de la tendencia y la estacionalidad de la precipitación mensual en Venezuela. *Revista Colombiana de Estadística*. 31(1), 41-65.
- HIJMANS, R., CAMERON, S., PARRA, J., JONES, P. y JARVIS, A. (2005). Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas. *International Journal of Climatology*. 25(15), 1965-1978.
- KASHANI, M. y DINPASHOH, Y. (2011). Evaluation of efficiency of different estimation methods for missing climatological data. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*. 26, 59-71.
- LÓPEZ, U. y NABOUT, J. (2016). Using ecological niche models to predict the impact of global climate change on the geographical distribution and productivity of *Euterpe oleracea* Mart. (Arecaceae) in the Amazon. *Acta Botanica Brasílica*. 30(2), 290-295.
- MARTELO, M. (2003). *La precipitación en Venezuela y su relación con el sistema climático*. Proyecto CONICIT N°96001922 "Reforzamiento de los Sistemas de Información Hidroclimática Digitalizada de Venezuela". Dirección de Hidrología y Meteorología - MARN.
- MÉNDEZ, W. y CARTAYA, S. (2008). Caracterización ambiental en los proyectos de investigación de geografía física: lineamientos metodológicos. *Geoenseñanza*. 13(1), 31-50.
- NUÑEZ-COLÍN, C. y GOYTIA-JIMÉNEZ, M. (2009) Distribution and agroclimatic characterization of potential cultivation regions of physic nut in Mexico. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*. 44(9), 1078-1085.
- ORGANIZACIÓN METEOROLÓGICA MUNDIAL (OMM) (2008). *Guía de Instrumentos y Métodos de Observación Meteorológicos*. Documento técnico N° 8.
- ORGANIZACIÓN METEOROLÓGICA MUNDIAL (2011). *Guía de Prácticas Climatológicas*. Documento técnico N° 100.
- PÉREZ, W. (2011). *Patrones de distribución geográfica de murciélagos insectívoros (emballonuridae, molossidae y vespertilionidae) en cinco países andino-tropicales* (Tesis de Maestría). Universidad de los Andes, Mérida.
- RIVAS, R. y CARMONA, F. (2010). La ecuación de Priestley-Taylor aplicada a nivel de píxel: una alternativa para estudios detallados de cuencas. *Boletín Geológico y Minero*. 121(4), 401-412.
- ROJAS, A. (2017). *Áreas prioritarias para la conservación de anfibios endémicos y amenazados del estado Mérida, Venezuela* (Tesis de Maestría). Universidad de los Andes, Mérida.
- SORIA-AUZA, R., KESSLER, M., BACH, K., BARAJAS-BARBOSA, P., LEHNERT, M., HERZOG, S. y BÖHNERJ. (2010). Impact of the quality of climate models for modelling species occurrences in countries with poor climatic documentation: a case study from Bolivia. *Ecological Modelling*. 221, 1221-1229.
- SUÁREZ, P. (2009). *Modelización de la distribución de la línea de contacto bosque-páramo en los andes venezolanos* (Tesis de Grado). Universidad de los Andes, Mérida.
- VALERO, E. (2013). *Efecto del cambio climático sobre la distribución espacial de especies arbóreas dominantes de la cuenca de Ocumare de la Costa, Edo. Aragua, Venezuela* (Tesis de Grado). Universidad Simón Bolívar, Caracas.

VARELA, S., TERRIBLE, L., DE OLIVEIRA, G., DINIZ-FILHO, J., GONZALES-HERNANDEZ, M. y LIMA-RIBEIRO, M. (2015). ecoClimate vs. WorldClim: variables climáticas SIG para trabajar en biogeografía. *Ecosistemas*. 24(3), 88-92.

XIMENES, A., EIJI, E., BALUÉ, G. y DAHDOUH-GUEBAS, F. (2016). Spatial Assessment of the Bioclimatic and Environmental Factors Driving Mangrove Tree Species' Distribution along the Brazilian Coastline. *Remote sensing*. 8(451), 1-27.

## Apéndice A

### Estaciones seleccionadas

Estado	Nombre	Serial	Lat	Lon	Estado	Nombre	Serial	Lat	Lon	Estado	Nombre	Serial	Lat	Lon
AMA	Puerto Ayacucho-A	6424	5,60	-67,50	DCA	Observatorio Cagagal	531	10,51	-66,93	POR	Acarigua-A	2264	9,55	-69,23
	La Esmeralda	8602	3,18	-65,53		Jadacaquiva	117	11,90	-70,10		Guanare-A	2299	9,02	-69,73
	San Carlos Rio Negro	9401	1,93	-67,05		Coro	232	11,42	-69,68		Cancamure	1705	10,32	-64,20
	Tana-Tana	9402	3,14	-65,80		El Mamon	236	11,15	-69,74		Hacienda la Concordia	1716	10,43	-63,48
	Santa Barbara-Orinoco	9404	3,94	-67,14		La Negrita-Isiro 2	247	11,32	-69,63		Chacaracual	1820	10,65	-63,02
	San Fernando Atabapo	9405	4,00	-67,67		Tocuyo de la Costa	396	11,04	-68,37		Tunapuy	1828	10,58	-63,11
	Yekuana	9408	5,07	-65,22		Mapara	1218	10,80	-69,58		Cariaco-Muelle	1829	10,50	-63,67
	San Juan Manapiare	9410	5,23	-66,17		Presa de Tamanaco	2513	9,45	-66,06		Algarrobito	1837	10,48	-63,21
	Santa Maria Guaicas	9415	2,80	-65,25		Valle de la Pascua	2589	9,22	-66,00		Las Palomas	1839	10,45	-63,18
	Gavilan	9422	5,73	-67,27		Biologica los Llanos	3400	8,88	-67,32		Casanay	1844	10,53	-63,42
ANZ	El timon de Paruena	9423	5,95	-67,42	GUA	Burere	1186	10,11	-70,24	Amanita	1857	10,31	-63,55	
	La Corcovada	1790	10,08	-64,57		Carora Granja	1187	10,16	-70,08	Rio Grande	1858	10,33	-63,31	
	Anaco	2757	9,48	-64,48		Los Arangues	1199	10,03	-70,05	Cumanacoa-La Granja	1869	10,25	-63,93	
El Tigre CIA Guanipa	3715	8,87	-64,22	Cambural		1203	10,43	-69,63	Rio Canbe	1872	10,70	-63,12		
Musimacio	4712	7,70	-64,78	Barquisimeto-Mincom		1206	10,07	-69,27	Salsipuedes	1876	10,34	-64,04		
APU	San Fernando de Apure-A	4404	7,90	-67,42		Barquisimeto-CB	1207	10,08	-69,32	Santa Maria	1881	10,29	-63,59	
	La Espinosa	427	9,82	-66,78		Barquisimeto-Ferrocarril	1209	10,08	-69,36	Irapa	1922	10,60	-62,70	
ARA	Embalse Tiguaiaguay	1494	10,15	-67,50		Agua Negra	1220	9,81	-69,51	La puerta	2113	9,14	-70,70	
	San Sebastian	2409	9,95	-67,18		El Zancudo	1222	9,78	-69,54	San Lazaro	2115	9,28	-70,51	
BOL	Embalse de Camatagua	2520	9,82	-66,96		Baragua	1231	10,59	-69,94	Valle Honda	2126	9,67	-70,28	
	Puerto Ordaz-Ra 1	3813	8,32	-62,72	Siquisique	1233	10,58	-69,69	Puente Villegas	2127	9,76	-70,24		
	Upata	3994	8,02	-62,38	Morotaro	1238	10,55	-69,24	San Antonio	2129	9,73	-70,45		
	Santa Rosalia	4660	7,48	-65,64	La Union	1241	10,60	-69,44	Agua Viva	2132	9,36	-70,63		
	La Raya	4661	7,32	-65,51	Bobare	1265	10,29	-69,46	Carache	2136	9,64	-70,22		
	Los Hicoteos	4662	7,64	-63,96	Duaca	1268	10,28	-69,15	Cenizo-Campamento Vivian	2141	9,54	-70,67		
	Las Trincheras	4663	6,98	-64,85	Arenales	1271	10,16	-69,91	Pampan	2144	9,46	-70,47		
	La Aurora	4664	7,59	-65,13	Banco de Baragua	1272	10,15	-69,59	Guamas de Monay	2146	9,64	-70,42		
	La Candelana	4665	7,12	-65,61	Turtuna-San Pablo	1273	10,14	-69,71	Cenizo-Canal Principal	2149	9,50	-70,84		
	La Vitera	4666	7,28	-65,79	Guadalupe	1274	10,04	-69,68	Sabana Grande	2151	9,71	-70,53		
	Manpa	4667	7,42	-65,18	Sicanigua	2108	9,95	-70,11	Trujillo-Liceo	2156	9,37	-70,43		
	Ciudad Piar	4802	7,51	-63,28	Trentino-La Pastora	2119	9,81	-70,18	Escuque	2162	9,31	-70,66		
	Hato Buena Vista	4907	7,43	-61,49	Las Cuatro	2124	9,74	-70,01	Las Cruces	2172	9,37	-70,66		
	Puente Blanco	4909	7,38	-61,83	Sabana Grande-Guaco	2139	9,59	-69,86	Bocono	2176	9,25	-70,28		
	Tumeremo-A	4974	7,50	-61,12	Curangua	2201	10,00	-69,92	Santiago de Trujillo	2183	9,25	-70,53		
	La Vergarena	5884	6,79	-63,56	Quibor	2204	9,92	-69,63	La Quebrada	2186	9,16	-70,59		
	Anacoco	5911	6,76	-61,17	Maporal	2208	9,91	-69,19	La Mesa de Esmuajaque	2193	9,05	-70,71		
	El Dorado	5924	6,75	-61,63	Planta el Manzano	2209	10,03	-69,32	Jajo	2195	9,08	-70,66		
	Arekuna	6928	6,52	-62,88	San Miguel	2215	9,88	-69,52	Niquitao	2199	9,12	-70,40		
	Macagua	8106	8,29	-62,66	Cubiro	2225	9,79	-69,58	Puerto Cruz	1404	10,53	-67,35		
Las Babas en Guri	8108	7,76	-63,05	Paso Angostura	2227	9,69	-69,52	Los Caracas	5011	10,62	-66,58			
Arekuna	8202	6,51	-62,89	Sanare	2234	9,74	-69,66	Yumare	1312	10,60	-68,67			
Umman	8231	5,36	-62,67	Humocaro-Bajo	2241	9,69	-69,96	Aroa dispensario	1322	10,44	-68,89			
Kamarata	8262	5,72	-62,35	La Mesa	2252	9,56	-70,00	San Felipe	1343	10,36	-68,74			
Kanavayen	8319	5,58	-61,75	Canagua	3134	8,14	-71,44	Guarabao	1354	10,25	-68,80			
Wonken	8333	4,98	-61,74	Las cinco cruces	1859	10,27	-63,44	Urachiche	1371	10,15	-69,01			
La Paragua	8522	6,83	-63,33	Carrito	1889	10,10	-63,09	Central Matilde	1381	10,14	-68,87			
Ciudad Piar	8750	7,51	-63,28	San Felix	2810	9,96	-63,64	El Carbon	88	11,07	-72,26			
Vallecito	2308	9,88	-68,47	Maturni-Aeropuerto	2827	9,75	-63,18	Carrasquero	93	10,04	-72,01			
Tinaquillo	2316	9,92	-68,29	La pinta	2836	9,92	-63,86	aracaibo-Puente sobre el lag	1403	10,58	-71,61			
Timaco	2336	9,70	-68,44	La Centella	2850	9,16	-63,07	Villa del Rosano	1071	10,33	-72,30			
El Pao Planta	2338	9,76	-68,11	San José de Buja	2915	9,55	-62,70	Medellin	1090	10,06	-72,66			
Monta Caserio	2348	9,66	-68,26	El silencio	2980	9,17	-62,81	Machiques-Granja M.A.C.	1092	10,06	-72,56			
El Pao Oficina	2349	9,65	-68,05	Boca de Pozo	791	11,01	-64,38	Cayo Grande	1099	11,04	-72,45			
Galera	2350	9,48	-68,18	San Francisco de Macanao	795	11,03	-64,29	Canal V.O.C	1931	10,05	-71,21			
El Retazo	2358	9,64	-68,58	Paraguachi	882	11,12	-63,88	Santa Barbara	2099	8,98	-71,90			
Las Vegas-Charcote	2364	9,51	-68,63	Tacanigua	883	11,04	-63,91	El Calvario	3007	8,88	-71,69			
Cayo Benito	2378	9,33	-68,15	Pedro Gonzalez	885	11,11	-63,91	Bella Vista Kilometro 23	3011	8,90	-72,31			
Palo Quemado	3303	9,42	-68,70	San Juan Bautista	893	11,02	-63,94	La Ferreira	3013	8,84	-71,98			
Hato Las Babas	3304	9,50	-68,48	La Asuncion	897	11,03	-63,87							
El Baul-Carretera	3309	8,99	-68,25	La Guardia	1720	10,99	-64,03							
Tucupita-Granja	2914	9,09	-62,06	El Indio	1721	10,98	-64,16							
Cuniapo	3905	8,57	-60,99	Punta de Piedra	1740	10,91	-64,11							
Boca de Araguaíto	3906	8,70	-61,98	Porlamar	1806	10,97	-63,84							
					San Pedro de Coche	1831	10,78	-64,00						