

# Determinación de la distribución potencial de bambú *Guadua inermis* en México

Determination of the potential distribution of *Guadua inermis* bamboo in Mexico

**Gabriela Orozco-Gutiérrez**

Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias. Campo Experimental Tecomán,  
Tecomán, Colima. México.

**José Germán Flores-Garnica\***

**Gabriela Ramírez-Ojeda**

Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias. Campo Experimental Altos de Jalisco,  
Tepatitlán, Jalisco. México.

\*Autor para correspondencia: flores.german@inifap.gob.mx

## Resumen

Las especies de bambú en México han mostrado una serie de ventajas específicas, debido a sus múltiples usos y a su rápido crecimiento. *Guadua inermis* es una especie robusta, estructural y con culmos rellenos que la hacen tener un gran potencial comercial. De acuerdo con esto, el propósito del presente estudio fue determinar la probabilidad de ocurrencia de *G. inermis*, con base a tres alternativas de selección de 21 variables ambientales, para lo cual se usaron registros de presencia. El modelo generado definió un buen ajuste con los datos de entrenamiento (registros de presencia), ya que su valor del AUC fue superior a 0.90, lo que implica que el modelo es mejor que una estimación al azar. La distribución potencial de esta especie está principalmente influenciada por la altitud (ELEV), por lo que se encuentra en áreas cercanas a las regiones costeras. Así mismo, la precipitación anual (BIO12) sobresalió en la definición de la distribución, al igual que la evapotranspiración (ETP) y la temperatura media anual (BIO1). Esto fue independiente a los tres arreglos de variables ambientales que se probaron. En general esta especie de bambú se ubican en la zona Golfo de México y en menor porción en la región Pacífico. Se remarca que los resultados del presente trabajo se deben interpretar como una buena separación entre las zonas idóneas y las zonas inadecuadas para esta especie de *Guadua* nativa de México.

**Palabras clave:** Máxima entropía, importancia de permutación, curvas omisión/comisión.

## Abstract

Bamboo species in Mexico have shown specific advantages, due to their multiple uses and rapid growth. *Guadua inermis* is a robust, structural species with filled culms that make it have great commercial potential. According to this, the purpose of the present study was to determine the probability of occurrence of *G. inermis*, based on three alternatives for the selection of 21 environmental variables, for which presence records were used. The generated model defined a good fit with the training data (presence records), since its AUC value was greater than 0.90, implying that the model is better than a random estimate. The potential distribution of this species is mainly influenced by altitude (ELEV), so it is found in areas close to coastal regions. Likewise, annual precipitation (BIO12) stood out in the definition of distribution, as did evapotranspiration (ETP) and average annual temperature (BIO1). This was independent of the three arrangements of environmental variables that were tested. In general, this species of bamboo is in the Gulf of Mexico area and in a smaller portion in the Pacific region. It is noted that the results of this work should be interpreted as a good separation between the ideal areas and the inadequate areas for this species of *Guadua* native to Mexico.

**Keywords:** Maximum entropy, importance of permutation, omission/commission curves.

## Introducción

Las especies de bambú en México han mostrado una serie de ventajas específicas, debido a sus múltiples usos y a su rápido crecimiento (Ruiz-Sanchez, 2019). Debido a esto se ha propiciado su fomento, a través de plantaciones comerciales, donde se busca maximizar su producción. Para esto se deben definir y georreferenciar los parámetros agroecológicos que favorezcan la presencia de las especies (Cervantes Serna *et al.*, 2018), ya que su distribución está condicionada a ciertas restricciones ambientales que determinan su presencia en un lugar determinado, lo cual se conoce como nicho ecológico (Navarro-Martínez *et al.*, 2018). De esta forma, si se conoce la distribución espacial de los factores que definen el nicho de una especie, teóricamente es posible estimar su distribución potencial (Palacios-Romero *et al.*, 2016). Posteriormente, para implementar plantaciones comerciales, se buscaría ubicar las áreas con las condiciones ambientales que más favorezcan el desarrollo de las especies de bambú. No obstante, en el caso de las especies de bambú, se dificulta la determinación de su cobertura, ya que la información sobre su distribución está muy generalizada, principalmente porque estas especies frecuentemente se presentan en pequeñas zonas dentro de bosques o como parcelas aisladas fuera de ellos (Londoño, 2006). Por otra parte, en la mayoría de los países latinoamericanos no existen estadísticas precisas sobre las áreas cubiertas de bambú (Añazco y Rojas, 2015).

Respecto a México, aunque se conoce que las especies de bambú silvestres se distribuyen en varios estados, como por ejemplo los de mayor diversidad son Chiapas, Oaxaca, Veracruz y Jalisco (Ruiz-Sanchez *et al.* 2020), son pocos los estudios referentes a dimensionar su distribución actual. Algunos ejemplos se presentan en la Figura 1, donde destaca el trabajo hecho por Ruiz-Sanchez *et al.* (2018), quienes, desde la perspectiva del modelado de nicho ecológico y utilizando el algoritmo MaxEnt (Phillips *et al.*, 2006), desarrollan un mapa de distribución de *G. inermis* (Figura 1d), para lo cual utilizaron 19 variables bioclimáticas. Los resultados indican que la amplitud diurna media (Media mensual (temp max - temp min)) y la precipitación en el mes más lluvioso representaron la mayor contribución para modelar la distribución de *G. inermis*.

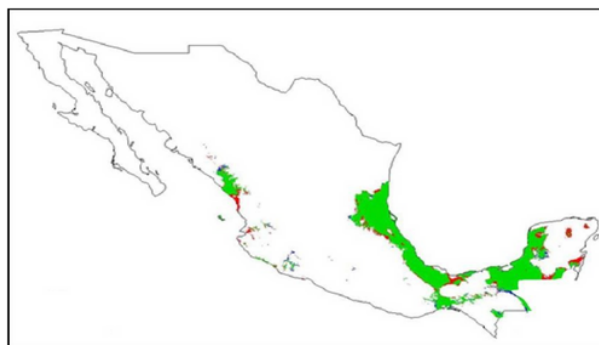


Figura 1. Distribución potencial de *Guadua inermis* (Ruiz-Sanchez *et al.*, 2018).

## Materiales y Métodos

### Máxima entropía

La generación de los modelos de distribución potencial de las especies de *Guadua* se basó en el principio de máxima entropía, a través del algoritmo MaxEnt V. 3.4.2., que realiza predicciones de la distribución de las especies con referencia a puntos donde se ha verificado la presencia de estas (registros), cuya georreferenciación permite establecer restricciones para las variables ambientales (Cruz-Cárdenas *et al.*, 2014). De esta forma, la estimación de la distribución de la especie de interés se define con base a las áreas que satisfagan estas restricciones ambientales.

En forma práctica, considerando una imagen ráster, la aproximación de una distribución de probabilidad desconocida ( $\hat{\pi}$ ) se estima partiendo de un número finito de píxeles (puntos) ( $X$ ) y un conjunto de esos píxeles (puntos) donde se tenga registrada la presencia de la especie de interés. La distribución asigna una probabilidad no negativa ( $\hat{\pi}(x)$ ) a cada punto  $x$ , donde el total de estas probabilidades suma 1. De esta forma, la aproximación de  $\hat{\pi}$  también es una distribución de probabilidad ( $\hat{\pi}$ ), por lo que la representación de la entropía de  $\hat{\pi}$  (índice de Shannon) se define como (Phillips *et al.*, 2006):

$$H(\hat{\pi}) = -\sum_{x \in X} \hat{\pi}(x) \ln \hat{\pi}(x)$$

Donde:

$H(\hat{\pi})$  = Entropía de  $\hat{\pi}$ ;

$\hat{\pi}$  = aproximación de probabilidad desconocida;

$\ln$  = logaritmo natural;

$X$  = número finito de píxeles (puntos);

$x$  = elementos individuales (píxeles [puntos]) de  $X$ .

Aunque la entropía no es negativa, su valor máximo es el logaritmo natural del número de elementos en  $X$ . Maxent tiende a que la media de cada función de cada variable esté próxima a la media real de la variable en los puntos donde se tiene registro (presencia) de la especie. De las combinaciones posibles de las funciones, se utiliza la que minimiza la función de entropía con lo que se tiende a una selección óptima de variables y funciones con base a su significación, eliminando a las que no aportan restricciones significativas al modelo. De acuerdo con esto, la función de probabilidad se expresa de la siguiente forma (Felicísimo *et al.* 2011):

$$P(x) = e^{\lambda \cdot f(x)} / Z_{\lambda}$$

Donde:

$\lambda$  = vector de coeficientes de ponderación

$f$  = vector correspondiente de funciones;

$Z$  = constante de normalización que se utiliza para asegurar que  $P(x)$  es la unidad.

Sin embargo, los valores  $P(x)$  obtenidos de esta forma no tienen el significado estricto de probabilidad, sino que deben interpretarse como valores de idoneidad relativa (Felicísimo *et al.*, 2011). Más aún, aunque los valores pueden ser usados directamente, generalmente son transformados mediante una función logística, acumulativa o log-log (Phillips *et al.*, 2017), que ajusta los valores de salida a una escala más comprensible en el rango entre 0 (incompatible) y 1 (idóneo) (Felicísimo *et al.*, 2011).

### Registros de presencia

Se debe considerar que en los modelos geográficos de predicción se utilizan datos para predecir presencia o ausencia de la especie de interés, lo que en términos de modelaje se define como verdaderos positivos y verdaderos negativos (Fielding y Bell, 1997). Sin embargo, el proceso de modelación de nicho con el algoritmo Maxent se basó únicamente en registros de 67 presencia (verdaderos positivos) de la especie de bambú *G. inermis* Rupr. ex E. Fourn. (Ramírez *et al.*, 2021; CONABIO (2022)).

### VARIABLES AMBIENTALES

Para modelar la distribución de *G. inermis* en estudio,

se probaron 21 variables ambientales, con base a las cuales se determinaron las restricciones (máxima entropía) para el establecimiento de estas especies (Phillips *et al.*, 2006). De esta forma, a cada variable le correspondió una ponderación (restricción), referida a las condiciones de cada registro georreferenciado. Las variables ambientales probadas pertenecen a Worldclim Versión 2.1 (1970-2000) con resolución espacial de  $\sim 1$  km (Fick y Hijmans, 2017) y fueron las siguientes: Temperatura media anual (BIO1); Rango diurno medio (BIO2); Isotermalidad (BIO3); Estacionalidad de la temperatura (BIO4); Temperatura máxima del mes más cálido; Temperatura mínima del mes más frío (BIO6); Rango anual de temperatura (BIO7); Temperatura media del trimestre más húmedo (BIO8); Temperatura media del trimestre más seco (BIO9); Temperatura media del trimestre más cálido (BIO10); Temperatura media del trimestre más frío (BIO11); Precipitación Anual (BIO12); Precipitación del mes más lluvioso (BIO13); Precipitación del mes más seco (BIO14); Estacionalidad de la Precipitación (Coeficiente de Variación) (BIO15); Precipitación del trimestre más lluvioso (BIO16); Precipitación del Trimestre Más Seco (BIO17); Precipitación del trimestre más cálido (BIO18); Precipitación del trimestre más frío (BIO19); Altitud (ELEV); Evapotranspiración anual (ETP) (Trabuco y Zomer, 2017).

Para determinar cuáles son las variables más significativas para modelar la distribución de *G. inermis*, se determinó en qué grado contribuye cada variable al modelo, para lo cual se consideró la importancia de la permutación. Para determinar este criterio, los valores de cada variable ambiental, en los puntos de entrenamiento (presencia) y los datos de fondo (ausencia), se permutan aleatoriamente (Phillips, 2009). Sin embargo, para una adecuada interpretación de los resultados, esta contribución de las variables no necesariamente debe entenderse como la causa de la distribución de la especie, sino para definir una buena separación entre las zonas idóneas y las zonas inadecuadas para la distribución de cada especie (Phillips y Dudík, 2008).

Para la generación de los modelos de distribución de *G. inermis*, se probaron los siguientes tres arreglos de las 21 variables ambientales disponibles

A) Solo cuatro variables (ELEV, BIO1, BIO12 y ETP), derivadas del trabajo de Ramírez *et al.* (2021), donde primeramente se calculó la multicolinealidad entre las variables ambientales, eliminando aquellas con  $R^2 > 0.95$ , de estas se seleccionaron las mejores variables, a través del análisis de componentes principales. La selección final se hizo a través de análisis cluster, con el que se identificaron accesiones ambientalmente similares; B) Análisis de máxima entropía tomando en cuenta las 21 variables ambientales, donde la multicolinealidad fue compensada entre las variables a través del método de regularización (Elith *et al.* 2006); C) Derivado de la selección de variables ambientales de la opción B), se volvió a realizar el análisis de máxima entropía con base a las cuatro variables con mayor importación de la permutación de la especie.

### Criterios de selección

Para determinar si los modelos generados definieron un buen ajuste con los datos de entrenamiento (registros), se usó el criterio de área bajo la curva (AUC), donde se consideró que tienden a ser mayores para especies con rangos estrechos en relación con el área estudiada descrita por los datos ambientales (Phillips, 2009). Finalmente, para la selección de los modelos que mejor estimaron la distribución de la especie, se basó en el análisis de las curvas de omisión/comisión, ya que permiten evaluar la capacidad predictiva del modelo generado. Para esto, se graficó el error de omisión de los datos de prueba contra el error de omisión de los datos de entrenamiento, donde el área predicha puede variar en relación con la elección de un umbral acumulativo, tendiendo a definir que la omisión de prueba se ajuste a la omisión de entrenamiento.

Se considera el error de comisión como un falso positivo o una predicción sobreestimada; es decir se predice que la especie existe, aunque no esté presente. Mientras que la omisión es un falso negativo o subpredicción; es decir que, aunque la especie está presente, se predice ausente (Kigen *et al.*, 2013).

### Resultados y discusión

De acuerdo con los valores resultantes del AUC (Cuadro 1), todos los modelos generados definieron

un buen ajuste con los datos de entrenamiento (registros de presencia), ya que su valor fue superior a 0.90 (Araújo *et al.*, 2005), lo que implica que los modelos son mejores que una estimación al azar (Fielding y Bell, 1997). De acuerdo con esto, se considera que los modelos ubican con precisión la ocurrencia de *G. inermis*. Como referencia, al emplear este el algoritmo de máxima entropía, Ávila *et al.* (2014) obtuvieron valores de AUC de 0.959 y 0.958, al modelar la distribución de *Pinus herrerae* Martínez, con base a variables climáticas; mientras que Miranda *et al.* (2017) definieron una AUC de 0.959 al modelar *Pinus caribaea* Morelet var. *caribaea* Barrett y Golfari. En ambos casos los autores concluyeron que obtuvieron una alta precisión en sus resultados.

Cuadro 1. Valores de AUC (área bajo la curva) y de la importancia de permutación para cada variable, de acuerdo con los tres arreglos analizados.

Especie	Opción	AUC	Variables			
<i>G. inermis</i>	A	0.964	BIO1	BIO12	ELEV	ETP
			3.9	68.2	26.5	1.4
	B	0.99	BIO7	BIO14	BIO6	ELEV
			18.6	14.5	16.6	33.4
	C	0.982	BIO7	BIO14	BIO16	ELEV
			35.6	15.7	31.7	17

A) Solo cuatro variables ELEV, BIO1, BIO12 y ETP; B) Con 21 variables ambientales; C) Selección de variables ambientales de la opción B).

De las 21 variables ambientales utilizadas, solo 16 resultaron significativas para la estimación de la distribución de *G. inermis* (Cuadro 1), donde destaca ELEV, que se presentó en al menos un modelo de la distribución potencial. BIO1, BIO12, ELEV y ETP fueron las segundas variables más frecuentes en los modelos analizados, las cuales coinciden con las cuatro variables seleccionadas por Ramírez *et al.* (2021) para la especie. BIO2, BIO5, BIO6 y BIO19 fueron las variables que se presentaron en menos modelos. Mientras que las variables BIO8, BIO9, BIO10, BIO11 y BIO18 no fueron significativas para la distribución de la especie.

La gráfica de análisis de omisión/comisión (Figura 3) muestra las tasas de omisión y prevista en diferentes umbrales, donde la omisión es la tasa de falsos negativos, lo que implica que el modelo predijo condiciones ambientales inadecuadas, aunque se haya ubicado un registro de presencia de alguna de las especies de *Guadua*.

De esta forma, se observa que la omisión de prueba y la de entrenamiento, así como el área predicha varían con la selección del umbral acumulativo. De acuerdo con esto, para la selección del modelo que mejor defina una buena separación entre las zonas idóneas y las zonas inadecuadas para cada especie, se busca que la línea de variación de la omisión en los datos de entrenamiento prueba, se ajuste a la línea que representa la tasa de omisión prevista (Phillips y Dudik, 2008).

Con base a lo anterior, de acuerdo con la Figura 3, a continuación, se indican los mejores modelos, entre los tres arreglos de variables, para *G. inermis* (A).



Figura 3. Curvas de omisión/comisión del modelo de distribución potencial de *G. inermis*, para cada arreglo de variables (A, B y C).

Finalmente, con base en los modelos de probabilidad del potencial de distribución de las especies de *Guadua*, se generaron los mapas correspondientes (Figura 4). Los valores de salida generados (*cloglog*) se escalaron, para definir las siguientes clases de probabilidad: A) Muy buena (de 0.8 a 1); B) Buena (de 0.6 a 0.8); C) Media (de 0.4 a 0.6); D) Baja (de 0.2 a 0.4); E) Muy baja o nula (> 0.2).

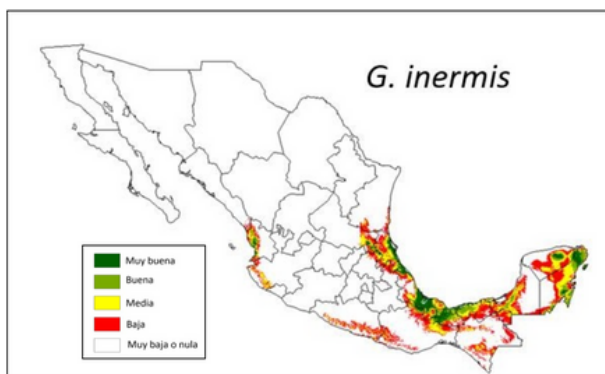


Figura 4. Modelo de distribución de la probabilidad del potencial de *Guadua inermis*, generados con base al análisis de máxima entropía.

Con base a esta escala se establecieron rangos de clasificación, que permiten comparar los mapas resultantes.

La distribución potencial resultante para *G. inermis* presenta una distribución de clase muy buena. La distribución de *G. inermis* concuerda más con el modelo propuesto por Ruiz-Sanchez *et al.* (2018), sin embargo, ellos consideran también los estados de Jalisco, Guerrero y Oaxaca como media y baja. Por el contrario, en dicho modelo no se contempla al estado Nayarit, donde el modelo propuesto en este trabajo sugiere una distribución potencial entre baja y muy buena.

### Conclusiones

La distribución potencial de *G. inermis* está principalmente influenciada por la altitud (ELEV), por lo que se encuentran en áreas cercanas a las regiones costeras. Así mismo, la precipitación anual (BIO12) sobresalió en la definición de la distribución, al igual que la evapotranspiración (ETP) y la temperatura media anual (BIO1). Esto fue independiente a los tres arreglos de variables ambientales que se probaron. Sin embargo, el arreglo que se definió con base a las variables de mayor influencia (importancia de permutación) fue la que resultó en los mejores ajustes. Más aún, se considera que la distribución de los registros de la especie tiende a ser agrupada. Por lo que se sugiere que, para mejorar la precisión de los resultados, se debe ubicar nuevos registros a lo largo del área de distribución potencial que se han definido en este trabajo. En general *G. inermis* se ubican en la zona Golfo de México y en menor porción en la región Pacífico. Por otra parte, se definen regiones del norte (p.e. Sonora, Chihuahua y Durango) y del centro (p.e. Edo. de México, Ciudad de México y Tlaxcala) del país, donde no se determinó que pudiera distribuirse potencialmente. Sin embargo, se remarca que los resultados del presente trabajo se deben interpretar como una buena separación entre las zonas idóneas y las zonas inadecuadas para esta especie de *Guadua* en México.

## Literatura citada

- Añazco, M. y S. Rojas. (2015). Estudio de la cadena desde la producción al consumo del bambú en Ecuador con énfasis en la especie *Guadua angustifolia*. Red Internacional de bambú y ratán, INBAR. Quito, Ecuador. 193 p.
- Ávila, R., Villavicencio, R. y J.A. Ruíz. (2014). Distribución potencial de *Pinus herrerae* Martínez en el occidente del Estado de Jalisco. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 5(24), 92-108. <https://doi.org/10.29298/rmcf.v5i24.322>
- Cervantes Serna, J., Serna-Lagunes, R., Salazar-Ortiz, J. y A. Pérez-Sato. (2018). Nicho ecológico fundamental de *Ecnomihyla miotypanum* (Cope, 1863) con DIVA-GIS y MaxEnt. *Revista Biodiversidad Neotropical*, 8(2): 84-93. <http://dx.doi.org/10.18636/bioneotropical.v8i2.608>
- CONABIO. (2022). *Enciclovida. Comisión Nacional para el conocimiento y uso de la Biodiversidad*. En: <https://enciclovida.mx/especies/>.
- Cruz-Cárdenas, Villaseñor, López-Mata, Martínez-Meyer y E. Ortiz. (2014). Selección de predictores ambientales para el modelado de la distribución de especies en Maxent. *Revista Chapingo, serie ciencias forestales y del ambiente*, 20(2), 187-201. <https://doi.org/10.5154/r.rchscfa.2013.09.034>
- Elith, J., Graham, C.H., Anderson, R.P., Dudík, M., Ferrier, S., Guisan A, Hijmans, R.J., Huetmann, F., Leathwick, J.R., Lehmann, A., Li, J., Lohmann, L.G., Loiselle, B.A., Manion, G., Moritz, C., Nakamura, M., Nakazawa, Y., Overton, J., Townsend, A., Phillips, S.J., Richardson, K., Scachetti- Pereira, R., Schapire, R.E., Soberón, J., Williams, S., Wisz, M.S. y N.E. Zimmermann. (2006). Novel methods improve prediction of species distributions from occurrence data. *Ecography*, 29(2).129-151. <https://doi.org/10.1111/j.2006.0906-7590.04596.x>
- Felicísimo, Á.M., Cuartero, A., Muñoz, J., Mateo, R.G., Villalba, C. y E. Mateos. 2011. *FORCLIM Bosques y cambio climático*. Volumen 3 España-México. Red Temática CYTED. Madrid. 318 p.
- Fick, S. E. y R. J. Hijmans. (2017). WorldClim 2: New 1-km Spatial Resolution Climate Surfaces for Global Land Areas. *Int. J. Climatol* 37 (12), 4302–4315. doi:10.1002/joc.5086
- Fielding, A.H. y J.F. Bell. (1997). A review of methods for the assessment of prediction errors in conservation presence/absence models. *Environmental Conservation*, 24(1), 38-49. <https://doi.org/10.1017/S0376892997000088>
- Kigen, Ch., Kirsteen, O.P., Konje, M., Shivoga, W., Ochieno, D.M.W., Waniala, S., Humphrey, A., Onyando, Z.O., Soy, B., Makindi, S.M. (2013). Modeling the Spatial Impact of Climate Change on Grevy's Zebra (*Equus grevyi*) niche in Kenya. *Elixir Remote sensing* 62: 17608-17611.
- Londoño, X. (2006). Botánica y diversidad genética de la guadúa y otros bambúes de América. *III Simposio Latinoamericano de Bambú. Bambú, comunidad y desarrollo*. Guayaquil, Ecuador.
- Miranda, C.A., Geada, G. y Sotolongo, R. 2017. Modelación de hábitats potenciales de *Pinus caribaea* Morelet var. *caribaea* Barrett y Golfari en el occidente de Cuba. *Revista Científica Avances*,19(1), 42-50.
- Navarro-Martínez, A., Ellis, E. A., Hernández-Gómez, I., Romero-Montero, J. A. y Sánchez-Sánchez, O. (2018). Distribution and Abundance of Big-Leaf Mahogany (*Swietenia macrophylla*) on the Yucatan Peninsula, Mexico. *Tropical Conservation Science*, 11, 1-17. <https://doi.org/10.1177/1940082918766875>
- Palacios-Romero, A., Rodríguez L., R., Hernández F., M. de la P., Jiménez M., E. y T., D. Tirado. (2016). Distribución potencial de *Prosopis laevigata* (Humb. et Bonpl. ex Willd) M. C. Johnston basada en un modelo de nicho ecológico. *Revista mexicana de Ciencias Forestales*, 7(34), 35-46. <https://doi.org/10.29298/rmcf.v7i34.81>
- Phillips, S.J., Anderson, R.P. y Schapire, R.E. (2006). Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological Modelling*, 190(3-4);231-259. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2005.03.026>

- Phillips, S.J. y Dudík, M. (2008). Modeling of Species Distributions with MaxEnt: New extensions and a comprehensive Evaluation. *Ecography*, 31(2), 161-175. <http://dx.doi.org/10.1111/j.0906-7590.2008.5203.x>
- Phillips, E. (2009). A brief tutorial on Maxent. *Lessons in Conservation*, 3, 108-135. Disponible en: [https://biodiversityinformatics.amnh.org/open\\_source/maxent/Maxent\\_tutorial2017.pdf](https://biodiversityinformatics.amnh.org/open_source/maxent/Maxent_tutorial2017.pdf)
- Phillips, S.J., Anderson, R.P., Dudík, M., Schapire, R.E. y Blair, M.E. (2017). Opening the black box: an open-source release of Maxent. *Ecography*, 40, 887–893. <https://doi.org/10.1111/ecog.03049>
- Ramírez, O., G., Orozco G., G., Barrera G., L.A. y Ruiz S., E. (2021). Edaphoclimatic diversity an ecological descriptors of Guadua bamboo species (Poaceae: Bambusoideae) in Mexico. *International Lurnal of Agriculture, Environment and Bioresearch*, 6(3): 228-244. <https://doi.org/10.35410/IJAEB.2021.5641>
- Ruiz-Sanchez, E., Mendoza G., G. y Rojas S., O. (2018). Mexican priority bamboo species under scenarios of climate changes. *Botanical Sciences*, 96(1): 11-23.
- Ruiz-Sanchez, E. 2019. Los bambúes de México: diversidad, conservación y uso. *Biodiversitas*, 143: 13- 16.
- Ruiz-Sanchez, E., Munguía-Lino, G., Vargas-Amado, G. y Rodríguez, A. (2020). Diversity, endemism and conservation status of native Mexican woody bamboos (Poaceae: Bambusoideae: Bambuseae). *Botanical Journal of the Linnean Society*, 192(1): 281-295.