

Impacto del cambio climático para el 2020 en la distribución potencial de Achira (*Canna indica* L.) en Colombia usando tres modelos de circulación global de la familia de escenarios de emisión A2

Impact of climate change for 2020 in the potential distribution of Achira (*Canna indica* L.) in Colombia using three models of global movement of the family of emission scenarios A2.

Shirley Calderón Torres^[1], Chrystian Sossa Arango^[2] y Colin Khoury^[3]

Resumen

La achira (*Canna indica* L.) es una especie de importancia comercial que genera biomasa y que contribuye al mejoramiento de los suelos, entre otros, sin embargo, se desconoce la distribución potencial, la influencia de la variación climática a futuro sobre esta y el impacto sobre la seguridad alimentaria de las personas que sobreviven gracias a su cultivo, por tanto se buscó identificar el impacto del cambio climático sobre la distribución potencial de la achira para el año 2020. Para esto se usaron 70 registros de presencia obtenidos de herbarios y GBIF (*The Global Biodiversity Information Facility*), información bioclimática y el modelo de nicho Maxent, proyectando esta distribución a futuro usando tres modelos climáticos de la familia A2. Los resultados sugieren que la especie se extiende alrededor de 9 departamentos del sur, centro y occidente del país y que la especie podría perder zonas aptas para su sobrevivencia alrededor de la cordillera central, oriental y en la zona amazónica. También podría presentarse migración de la especie a zonas montañosas de mayor altitud, lo que podría estar explicado por aumento de entre 0,2 a 1,4 °C en temperatura y de 20 a 70 mm de precipitación.

Palabras clave: Seguridad alimentaria, modelación de nicho, distribución de especies, impacto climático, Maxent.

Abstract

The Achira (*Canna indica* L.) is an important commercial species that generates biomass, which, in turn, contributes to soil improvement among other factors. However, there is no data available on its potential

[1] Ingeniera Agrícola. Universidad Surcolombiana-Neiva. Av. Pastrana-Carrera 1. thesun_1617@hotmail.com

[2] Biólogo. Sc. Asistente de Investigación Centro Internacional de Agricultura Tropical. Palmira. Km 17, Recta Palmira-Cali. ccsossaa@uqvirtual.edu.co

[3] Estudiante de Recursos Genéticos. Ph.D., Investigador Centro Internacional de Agricultura Tropical. Palmira. Km 17, Recta Palmira-Cali. c.khoury@cgiar.org

distribution, how it can be affected by climate change in the future, or the food security of people that use the crop for their subsistence. The purpose of this study was to identify the impact of climate change on the potential distribution of Achira for 2020. To do this, we used 70 records obtained from herbariums and GBIF database, bioclimatic layers from WorldClim and CCAFS and Maxent ecological niche algorithm. We then projected this potential distribution to 2020 using three general climate models (GCM) from the A2 Scenario. Our results suggest a widespread presence in nine departments of south, central and western Colombia, and that the impact of climate change would lead to the loss of suitable areas around the central and western Andes and Amazon. It is possible that the species could migrate to higher mountainous regions, which might be explained by a rise in temperature of between 0,2 a 1,4 °C and a rise of 20 to 70 mm in precipitation.

Keywords: Food security, modeling niche, species distribution models, climate impact, Maxent.

1. Introducción

El «cambio climático» es un cambio del estado del clima que puede ser identificado por los cambios en el promedio y/o la variabilidad de sus propiedades y que persiste durante un período prolongado, como décadas o más (Solomon *et al.*, 2007); así mismo la Convención marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático (UNFCCC, por sus siglas en inglés) (2013), estableció a este como el cambio que puede atribuirse directa o indirectamente a la actividad humana que altera la composición de la atmósfera mundial y que se suma a la variabilidad natural del clima observada durante largos períodos de tiempo.

En Colombia se prevé un aumento promedio del 2,5% en la precipitación y 2,5 °C anual de la temperatura para el año 2050. Sin adaptación acelerada, el cambio climático resultaría en la degradación del suelo y pérdida de materia orgánica, así como inundaciones en las zonas costeras, pérdidas de nichos (Vandermeer, 1972) en muchas especies vegetales, a su vez habría cambios en la prevalencia de plagas y enfermedades, descongelamiento de glaciares y estrés hídrico sobre todo para los departamento del Cesar y Huila (Lau *et al.*, 2012).

Además de las pérdidas de suelo, las áreas actualmente cultivadas se verán impactadas, afectando al 80% de los cultivos generando consecuencias socioeconómicas significativas, pues el sector agropecuario es responsable del 40% de las exportaciones colombianas y el 21% de la población depende directamente de la agricultura como fuente de empleo (Lau *et al.*, 2012); el cambio climático, por ende, tendría efectos de amplio alcance en la agroindustria, las cadenas de abastecimiento, nutrición y la seguridad alimentaria, la cual se ha convertido en un tema de trascendencia a nivel mundial por el incremento en los precios de los pro-

ductos agrícolas (cereales, lácteos, azúcar, aceite, entre otros) (FAO/RLC, 2010), quitando la posibilidad de acceso igualitario a suficientes alimentos inocuos y nutritivos para satisfacer las necesidades alimenticias (FAO, 2009).

En Colombia la Achira o *Canna indica*, es una especie herbácea que tiene en promedio 2,5 a 3 m de altura, cultivada con fines comerciales, tradicionalmente ha sido un cultivo de minifundio y de huerta familiar con extensiones promedias inferiores a una hectárea y cosechada con el propósito de extraer el almidón de sus rizomas, el cual es utilizando en su gran mayoría como materia prima en la fabricación de bizcochos y de otros productos autóctonos de consumo local y regional (CORPOICA, 2001); así con base en lo anterior se puede establecer una importancia económica significativa de esta especie que por acciones del cambio climático tendría una variación en las condiciones óptimas para su desarrollo; por tanto es indispensable evaluar las condiciones futuras para determinar si la distribución potencial de *C. indica* se conserva y cuáles serían los efectos que pudiese ejercer el cambio climático sobre su hábitat.

2. Metodología

2.1. Descripción del área de estudio

El área de estudio corresponde a Colombia, un país que cuenta con 32 regiones administrativas y con una área continental aproximada de 1.141.748 km², limitando al norte con el océano Atlántico, al este con Venezuela y Brasil, al oeste con el océano pacífico y al noroeste con Panamá. La mayoría del territorio se halla en la zona tórrida tropical, tiene gran variedad de climas de acuerdo con la altitud y en las zonas altas son frecuentes las lluvias ligeras con dos temporadas

de sequía: de diciembre a marzo y de Julio a septiembre (OIT, 2007).

2.2. Obtención de los puntos de presencia para la especie

Para la obtención de datos de presencia de la especie, se realizó una búsqueda en la Base de datos del Sistema de Información sobre Biodiversidad de Colombia (SIB Colombia), que es el nodo de GBIF en Colombia creado como una iniciativa del país para brindar acceso libre a información sobre la biodiversidad biológica de este, soportado por la herramienta IPT (*Integrated Publishing Toolkit*), cuya aplicación web de código abierto fue desarrollada por la Infraestructura Mundial de Información en Biodiversidad (GBIF), la cual ha sido personalizada por SIB Colombia para su uso público. También se realizó una consulta en el Herbario Surco de La Universidad Surcolombiana ubicado en la ciudad de Neiva (Huila), revisando la colección *C. indica* tomando la información de las fichas y/o etiquetas de cada ejemplar existente teniendo en cuenta que los datos de presencia no eran completos en cuanto a datos de coordenadas, elevación y localidad específica, se realizó una georreferenciación haciendo uso de Google Earth versión 7.1.2.2041 para cada uno de los datos obtenidos usando la información de etiquetas de los ejemplares.

2.3. Datos ambientales usados para la modelación

2.3.1. Elección de variables ambientales para modelación

Para la modelación de la distribución potencial actual se usaron las capas climáticas de la base de datos WorldClim (Hijmans *et al.*, 2006), disponibles en <http://www.worldclim.org/current>, con resolución 2.5 Arcminutos, es decir a un tamaño de 5 km² por cada celda; estas corresponden a temperatura, precipitación y elevación (Tabla 1), además de la simulación de estas variables en tres modelos de circulación global (GCM) para la proyección de la distribución potencial a futuro (CSIRO_mk3_5, UKMO_hadcm3 y CCMA_cgcm2) de la familia de escenarios A2 realizadas con base en el cuarto reporte especial de emisiones (SRES) del IPCC (2007), GCM considerados como los más empleados para estudios de impacto climático en cultivos y distribución de especies obtenidos de la página web del programa CCAFS (Cambio Climático y Seguridad Alimenticia, por sus siglas en inglés, <http://www.ccafs-climate.org/data/>).

Para la selección de variables utilizadas en la modelación, se extrajeron los valores climáticos de cada coordenada obtenida correspondiente a los puntos de presencia de la especie, usando el software R v.3.0 y

Tabla 1. Variables bioclimáticas y de elevación disponibles en WorldClim

Variable	Descripción
Elevación	Altura en m.s.n.m. (metros sobre el nivel del mar)
BIO1	Temperatura Media Anual
BIO2	Rango medio diario (media del mes (Max Temp - Min Temp))
BIO3	Isotermas ((BIO2/BIO7)*100)
BIO4	Estacionalidad de Temperatura (Desviación Estándar *100)
BIO5	Máxima temperatura del mes más caliente
BIO6	Mínima temperatura del mes más frío
BIO7	Rango anual de temperatura (BIO5-BIO6)
BIO8	Temperatura media del trimestre más húmedo
BIO9	Temperatura media del trimestre más seco
BIO10	Temperatura media del trimestre más cálido
BIO11	Temperatura media del trimestre más frío
BIO12	Precipitación anual
BIO13	Precipitación del mes más húmedo
BIO14	Precipitación del mes más seco
BIO15	Estacionalidad (Coeficiente de variación)
BIO16	Precipitación del trimestre más húmedo
BIO17	Precipitación del trimestre más seco
BIO18	Precipitación del trimestre más cálido
BIO19	Precipitación del trimestre más frío

la librería Raster v.2.23.314; posteriormente se realizó un análisis de conglomerados (Cluster) mediante la librería ClustofVar usando la aproximación (PCAMIX), que usa un análisis de componentes principales para encontrar las agrupaciones de variables según su grado de correlación, seguidamente con este resultado, y con ayuda de literatura de Achira se escogieron 6 variables para la modelación la especie en Maxent, tomando como criterio de selección la importancia biológica para reducir incertidumbre en cada aglomeración tal y como lo recomiendan Guisan y Zimmermann (2000); Graham (2003); Muñoz y Felicísimo (2004); Hirzel y Lay, (2008) (Tabla 2).

Tabla 2. Variables climáticas empleadas en la modelación

Variable	Descripción
Elevación	Altura en m.s.n.m. (metros sobre el nivel del mar)
BIO9	Temperatura media del trimestre más seco
BIO10	Temperatura media del trimestre más cálido
BIO11	Temperatura media del trimestre más frío
BIO17	Precipitación del trimestre más seco
BIO18	Precipitación del trimestre más cálido
BIO19	Precipitación del trimestre más frío

2.4. Inferencia de nicho ecológico para *Canna indica*

2.4.1. Distribución potencial

Para determinar la distribución potencial actual y proyectada a futuro se usó el software Maxent 3.3.3.k, que usa el algoritmo Maxent para ajustar la probabilidad de la distribución de ocurrencia de la especie para el conjunto de píxeles de la región en estudio basado en la idea de que la mejor explicación para el fenómeno desconocido es aquella que maximizará la entropía de la distribución de probabilidad.

Para la modelación se usaron los puntos georreferenciados y las capas ambientales escogidas previamente, además de usar los tres modelos climáticos para la proyección para 2020, realizando 5 réplicas por cada modelo para generar un ensamble de los modelos reduciendo de ésta manera la incertidumbre asociada a cada mapa de probabilidades. La validación del modelo se realizó mediante una validación cruzada, utilizando el 75% de los datos de presencia para modelar y el 25% restante para evaluar, usando el área bajo la cur-

va (AUC) como prueba de predictibilidad de cada modelo, determinando modelos con AUC >0,7 como modelos fiables. Por último para generar mapas de presencia se usó como umbral de presencia para la salida logística de Maxent *la máxima suma de especificidad y especificidad de los datos de entrenamiento y evaluación*, de cada uno de los modelos.

Posteriormente los resultados se visualizaron en el software DIVA- GIS v.7.5.0.

2.4.2. Obtención de un modelo consenso

Se realizaron dos modelos consensos para futuro y presente en DIVA GIS versión 7.5.0 con la media de las réplicas realizadas para cada modelo de circulación global (GCM, por sus siglas en inglés) (CSIRO_mk3_5, UKMO_hadcm3 y CCMA_cgcm2) correspondiente al modelado a futuro y los datos modelados a presente, usando el software DIVA-GIS v.7.5.0 y R v.3.0, se calcularon la desviación estándar y coeficiente de variación (Ecuación 1) para cada GCM y el modelo consenso para identificar la incertidumbre asociada a cada uno, mediante la librería Raster v.2.23.314.

$$\text{Coeficiente de variación (CV)} = (\sigma/\chi) * 100 \quad \text{Ecuación 1}$$

Donde σ representa la variación estándar y χ representa la media de los datos obtenidos a partir de los modelos.

2.4.3. Obtención de mapas de presencia de la especie y áreas de impacto del cambio climático

Para obtener mapas de presencia y ausencia de la especie tanto para presente y futuro, se reclasificaron los mapas de probabilidades obtenidos en Maxent y los dos consensos a presente y futuro generados en DIVA-GIS, utilizando como umbral de presencia para los modelos a presente y futuro: *la máxima suma de sensibilidad y especificidad de los datos de entrenamiento* convirtiendo los valores de probabilidad menores al umbral a cero y mayores a este como uno para presente y dos para modelos proyectados a futuro para indicar ausencia y presencia respectivamente.

2.4.3.1. Identificación de las zonas de impacto de cambio climático

Para identificar las áreas donde el cambio climático pudiese ejercer algún efecto, se usaron las proyecciones a futuro y presente de cada GCM para realizar una

substracción de rasters restando a la capa proyectada a futuro, la proyección a presente, para así poder obtener gráficamente las áreas donde el cambio climático pudiese ejercer algún efecto para el periodo estudiado, ya que los posibles valores de las celdas del nuevo raster producto de la substracción, tiene los siguientes valores: pérdida de área de la especie un valor designado de cero, posible pérdida de área con un valor designado de -1, presencia con un valor asignado de 1 y finalmente potenciales nuevas áreas se asignó un valor de 2.

2.5. Áreas afectadas con cambio climático

2.5.1. Calculo de áreas afectadas con el cambio climático

Para calcular las áreas donde la especie podría perder su hábitat se usó el software R v.3 y la librería Raster v.42.231., así el área ocupada de la especie para presente (Ecuación 2) y futuro (Ecuación 3) se calculó de la siguiente manera:

Area ocupada actual:

$$\sum \text{ncell}(\text{presencia}) \times \text{resolución}(\text{Km}^2) \quad \text{Ecuación 2}$$

Area ocupada proyectada:

$$\sum \text{ncell}(\text{presencia}) / 2 \times \text{resolución}(\text{Km}^2) \quad \text{Ecuación 3}$$

Donde **ncell** representa la cantidad de celdas con valor de presencia y **resolución (Km²)** representa el tamaño de la celda, la cual corresponde a un valor de 5 km² para este estudio.

Para el área ocupada por la especie a presente se realizó la suma de las celdas con valor de presencia, la cual se multiplicó por la resolución y/o tamaño de celda, obteniendo de esa manera el área total actual; posteriormente para determinar el área proyectada a futuro se realizó la suma de las celdas con valor de presencia futura dividido por dos para evitar la duplicación de los valores de las celdas debido a que los valores de presencia a futuro tenían valor de dos para hallar las posibles áreas de afectación al cambio climático y finalmente se multiplicó por la resolución y/o tamaño de celda.

2.5.2. Calculo de la variación de las condiciones climáticas para achira en el 2020

Con base en los puntos de presencia observados se extrajeron los valores climáticos para el futuro y pre-

sente usando el software R v.3 y la librería Raster v.42.231; posteriormente el cálculo de la variación se representó: el cambio en temperatura en °C y la precipitación en porcentaje de cambio con relación a la temperatura actual con base en las ecuaciones 4 y 5:

Variacion en la temperatura:

$$\frac{T \text{ proyectada en el GCM}}{T \text{ actual}}$$

Ecuación 4

Porcentaje de cambio de precipitacion:

$$\frac{(\text{Prec futuro GCM} - \text{Prec actual})}{\text{Prec actual}} \times 100 \quad \text{Ecuación 5}$$

En donde **T proyectada en el GCM** indica la temperatura proyectada para 2020 para cada GCM, a su vez **Prec futuro GCM** indica la precipitación en un GCM proyectada para 2020.

3. Resultados

3.1. Puntos de presencia para la evaluación de los modelos

Se obtuvieron 70 puntos de presencia distribuidos entre Amazonas, Vaupés, Guaviare, Caquetá, Putumayo, Meta, Huila, Cauca, Valle del Cauca, Chocó, Cundinamarca, Casanare, Caldas, Antioquia, Santander y Magdalena, de los cuales, 13 fueron registros duplicados, es decir que se usaron con 57 puntos de presencia ya que el algoritmo utiliza sólo un punto de presencia por cada celda, eliminando puntos duplicados; de esos 57 puntos de presencia, 53 puntos (75%) se utilizaron para modelación y 17 puntos (25%) para la evaluación.

3.2. Valores de AUC y UMBRAL de presencia

En general para los tres modelos el valor del estadístico área bajo la curva (AUC), que permite la evaluación del modelo fue igual a 0,740 y el valor del umbral para la reclasificación fue de 0,3955, lo que indicó un buen desempeño de los modelos, de acuerdo a la interpretación recomendada por Araújo *et al.*, (2005), ya que los modelos generados son “buenos” cuando cumplen la condición si $0.80 > \text{AUC} < 0.90$.

3.3. Distribución potencial a futuro

Se puede apreciar que los tres modelos (Figura 1) poseen diferencias notorias respecto a la probabilidad de presencia de hábitat, en este caso las zonas con valores de 0 a 0,14 representan una muy baja probabilidad de presencia, es decir, indican las áreas con ausencia de la especie y para cada modelo el área varió debido al grado de incertidumbre, por tanto se aprecia que para CCMA_cgcm2 existe un notorio ajuste lo cual se presenta con un cubrimiento amplio de la totalidad del territorio basado en los pocos valores de 0 y 0,14 en el mapa, mientras que para los GCM UKMO_hadcm3 y CSIRO_mk3_5 tienen una constitución similar, pues las diferencias de cada uno son pocas entre sí, sin embargo para CSIRO_mk3_5 se observó menor probabilidad de presencia comparado con los demás modelos.

Para los tres modelos de nicho (Figura 1) la región de la Orinoquia presentó menores valores de probabilidad de ocurrencia de la especie. En el caso del GCM CSIRO_mk3_5 (Fig. 1A) los departamentos que presentan menor probabilidad de presencia son: Guajira, Córdoba, Sucre, Bolívar, Magdalena, Arauca, Casanare, Vichada, Guainía, Meta, parte del Caquetá y Guaviare, mientras que para UKMO_hadcm3 (Figura 1B) la menor probabilidad de presencia se presentó en: Magdalena, Córdoba, Guajira, Arauca, Casanare, Vichada, Guainía, Meta, parte del Caquetá y Guaviare, finalmente para CCMA_cgcm2 (Figura 1C) la menor

probabilidad de presencia se presenta sólo en: Guajira, parte del Vichada, Guaviare y Meta. En conclusión menor probabilidad de presencia para CSIRO_mk3_5 en 12 departamentos, de los cuales 10 de ellos coinciden con UKMO_hadcm3 y sólo 4 con CCMA_cgcm2, lo que da un promedio de probabilidad de presencia de la especie aproximadamente del 28% respecto a la totalidad de la extensión territorial de Colombia.

3.4. Coeficiente de variación por modelo para las proyecciones a futuro

En cuanto a las medianas de los coeficientes de variación (Figura 2) muestran un 29% para el modelo Consenso, 20% para los GCM CSIRO_mk3_5 y UKMO_hadcm3 y finalmente un 14% para el GCM CCMA_cgcm2 de coeficiente de variación, con base en ello se puede afirmar que el modelo que presenta menores valores extremos de variabilidad en cuanto a su construcción es el GCM CCMA_cgcm2; aunque el CV del modelo consenso haya sido el más alto comparado con los modelos restantes; los modelos climáticos usados muestran una mayor cantidad de datos que están por fuera del cuartil tres para cada GCM indicando una mayor variabilidad y valores extremos en las réplicas de cada proyección.

3.5. Modelo consenso

Para el modelo consenso de presencia y ausencia se puede observar que la distribución potencial a futuro

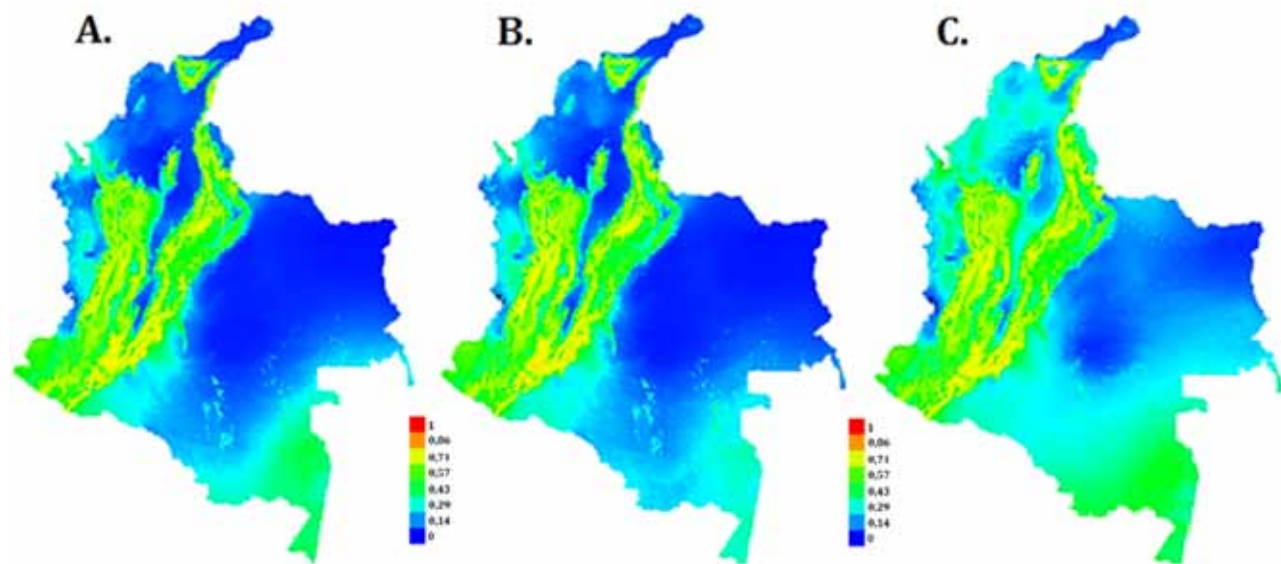


Figura 1. Distribuciones potenciales de *C. indica* proyectadas para el año 2020, A.) CSIRO_mk3_5 B.) UKMO_hadcm3 C.) CCMA_cgcm2

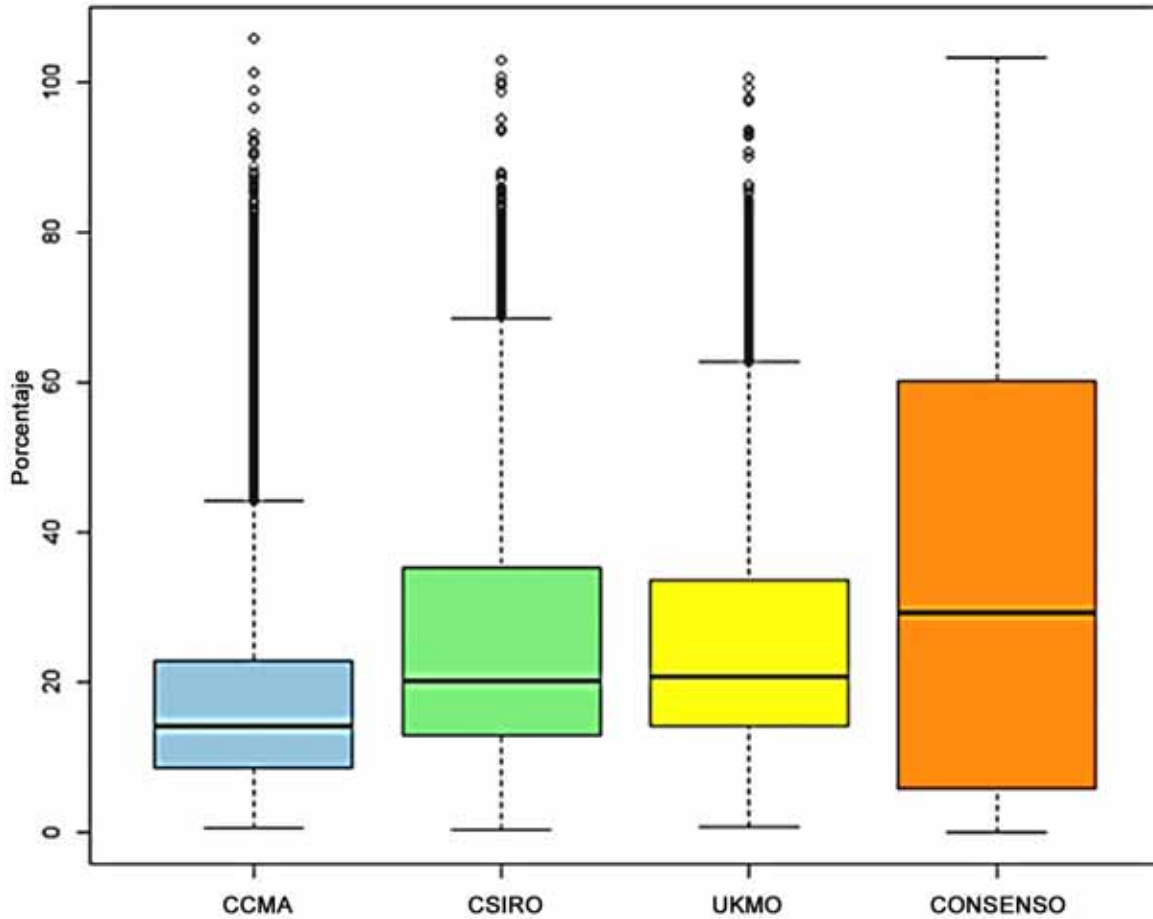


Figura 2. Rangos de Coeficientes de variación (CV) para cada modelo climático proyectado hacia el 2020.

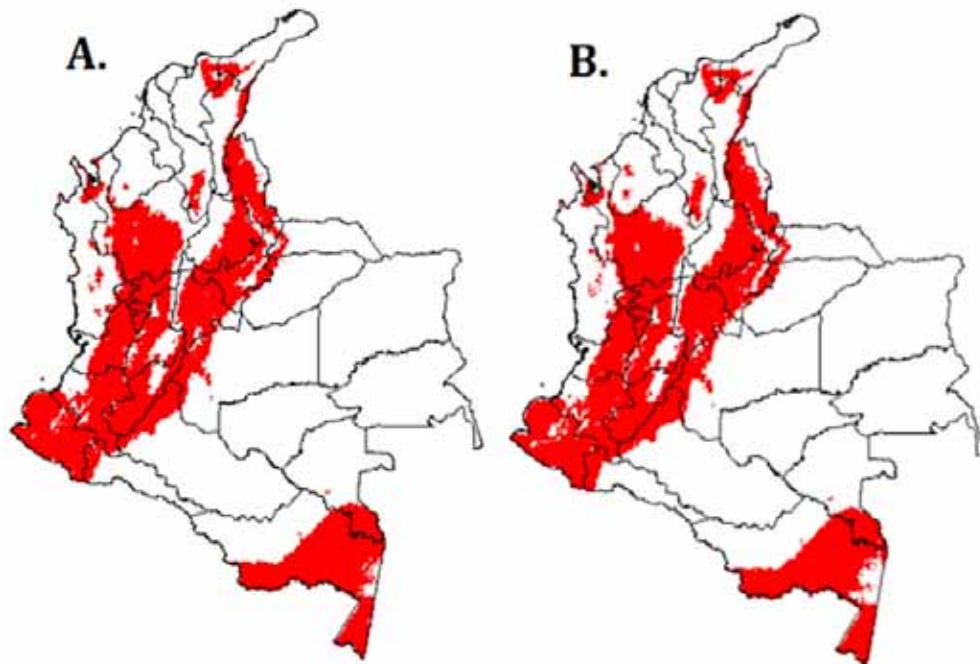


Figura 3. Mapa consenso de distribución potencial realizado en DIVA GIS A.) Distribución potencial actual B.) Distribución potencial proyectada a futuro.

podría aumentar el área de hábitat para la especie en comparación con la distribución potencial actual, mientras que en la región amazónica se podría presentar una reducción de hábitat a futuro.

El modelo consenso de la distribución potencial proyectada al 2020 (Figura 3 A y B) presentaría una disminución del hábitat de la especie en los departamentos: Amazonas, Antioquia y Chocó, mientras que un aumento de área en los departamentos: Cauca, Córdoba y Cundinamarca; el modelo consenso también muestra una pérdida de cobertura del 0,41% del total de la extensión del país, mientras que CSIRO_mk3_5 muestra 1,22%, UKMO_hadcm3 con 1,63% y finalmente CCMA_cgcm2 presenta una presencia de 0,02%, indicando que en promedio existe una diferencia aproximada de 1% entre el modelo consenso, CSIRO_mk3_5 y UKMO_hadcm3 en el caso de ausencia de la especie, mientras que un 0,39% mantiene la distancia entre el modelo consenso y el modelo CCMA_cgcm2.

3.6. Impacto del Cambio Climático sobre la distribución potencial

Con relación a los tres modelos climáticos usados (Figura 4) se encontró que para los modelos CSIRO_mk3_5 y UKMO_hadcm3 existen mayores zonas de posible pérdida de hábitat ubicadas en la región Amazónica y parte del Caribe, lo que indica que la especie podría perder hábitat a corto plazo, en contraste usando el GCM CCMA_cgcm2 se observó una tendencia a conservarse más el hábitat que con el primer GCM. También se pudo apreciar que para CSIRO_mk3_5 existen mayores posibilidades de aparición de nuevas áreas potenciales sobre las cordilleras, en especial la cordillera oriental.

Para el modelo GCM CSIRO_mk3_5 (Figura 4 A) podrían existir nuevas áreas potenciales sobre las zonas de piedemonte de los departamentos del Meta, Cundinamarca, algunas zonas de Casanare, Boyacá, Antioquia, Córdoba, Atlántico, Cesar y la Guajira; mientras que las zonas con peligro de pérdida de área de alta incidencia están en los departamentos de Magdalena, Bolívar, Córdoba, Chocó, Amazonas y Vaupés. Por último las zonas de presencia de la especie se presentan en su mayoría en los siguientes departamentos: Caquetá, Putumayo, Nariño, Huila, Cauca, Valle del Cauca, Quindío, Tolima, Meta, Cundinamarca, Caldas, Risaralda, Antioquia, Santander y Norte de Santander.

En cuanto al modelo de circulación global UKMO_hadcm3 (Figura 4 B), se apreció una distribución po-

tencial mayor sobre las cordilleras hacia el periodo proyectado, con posibles nuevas áreas potenciales en los departamentos del Huila, Antioquia y Chocó, mientras que las áreas más representativas de presencia de la especie están ubicadas en Nariño, Cauca, Valle del Cauca, Huila, Cundinamarca, Tolima, Quindío, Caldas, Risaralda, Antioquia, Boyacá, Santander y Norte de Santander, adicionalmente existen posibles pérdidas de áreas en los departamentos: Amazonas, Vaupés y parte de Antioquia para el año 2020.

Para la proyección realizada con el modelo CCMA_cgcm2 (Figura 4 C) no se presentó alto grado de impacto o pérdida de cobertura, es decir, no se evidenció pérdida significativa de hábitat para la especie, mientras que las áreas que podrían tener posibilidades de desaparecer se concentran en el departamento del Amazonas, así mismo está la posibilidad de aparición de nuevas áreas en Boyacá, Córdoba, Amazonas y Vaupés.

Finalmente para el modelo consenso (Figura 4 D), se evidenció presencia de la especie en Nariño, Cauca, Putumayo, Caquetá, Huila, Meta, Valle del Cauca, Cundinamarca, Boyacá, Quindío, Risaralda, Caldas, Antioquia, Santander, Bolívar, Norte de Santander, Cesar, Magdalena y Guajira, mientras que podrían existir nuevas áreas potenciales en el Huila, Cesar y Cundinamarca; así mismo se presentó posible pérdida de hábitat en el Chocó y Amazonas.

3.7. Variaciones climáticas de los modelos climáticos

Para los mapas de áreas afectadas por el cambio climático se observó que las mayores variaciones de temperatura y disminución en la precipitación de cada GCM podrían explicar las pérdidas de área disponible a futuro, así para el GCM CCMA_cgcm2 se podría dar un aumento en las potenciales nuevas áreas, debido a que la temperatura anual proyectada a 2020 aumentaría en 0,3 °C y la precipitación anual presentaría un incremento de 64,83 mm, condiciones más favorables para la especie. Mientras que para CSIRO_mk3_5 y UKMO_hadcm3 se presentaría incremento de temperatura mayor a 1,2 °C y 22 mm de precipitación anual, además los GCM CSIRO_mk3_5 y UKMO_hadcm3 presentaron una diferencia en la variación de la temperatura anual de 0,9 °C y de precipitación anual de 1,78 mm, estos en comparación con CCMA_cgcm2 tiene una diferencia promedio de 1,2 °C en temperatura anual y 43.89 mm de precipitación anual, proyección climática que en términos reales afecta significativamente todas las especies vegetales y animales (Figura 5).

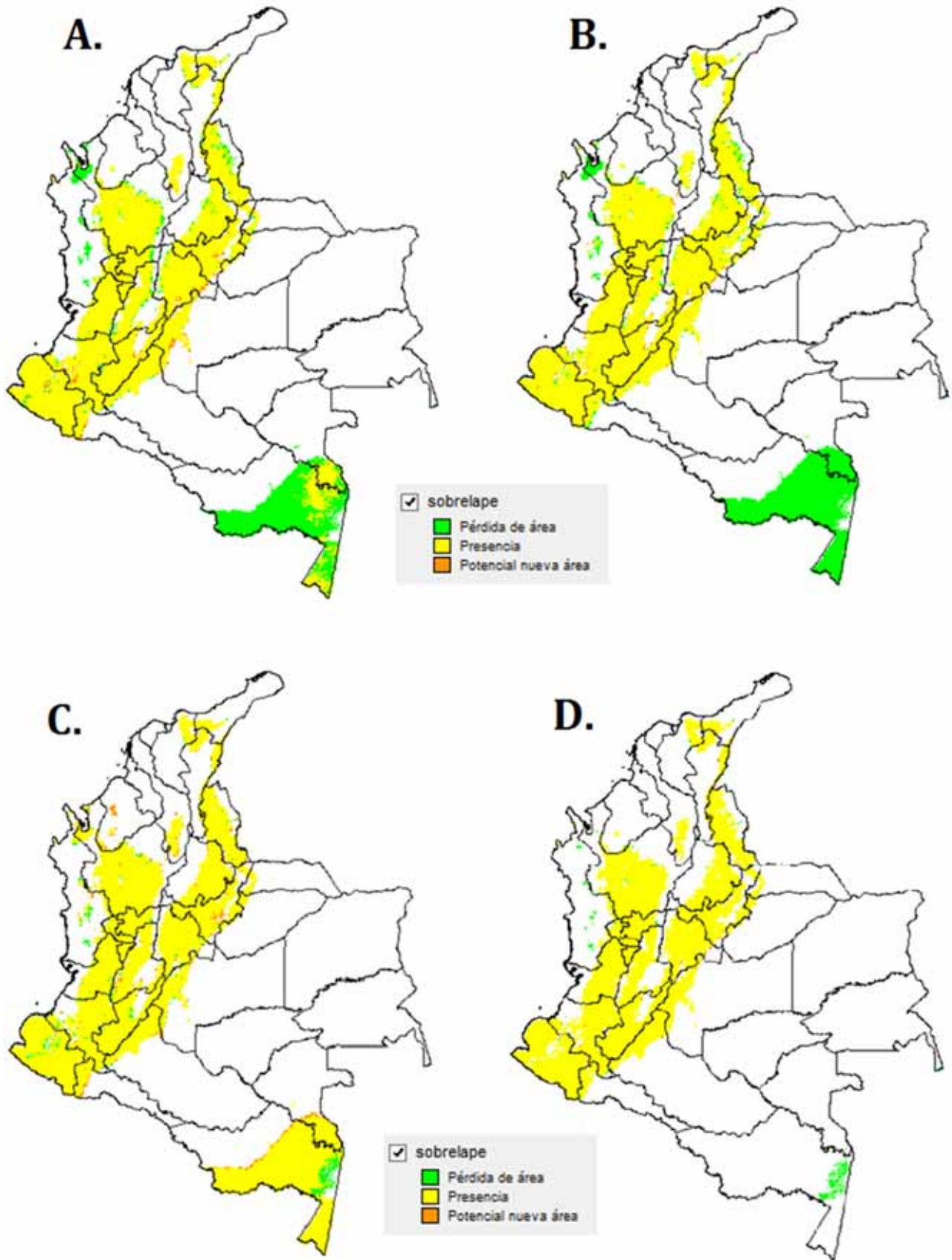


Figura 4. Mapas de áreas afectadas por el cambio climático para cada uno de los modelos. A.) CSIRO_mk3_5 B.) UKMO_hadcm3 C.) CCMA_cgcm2 D.) Consenso

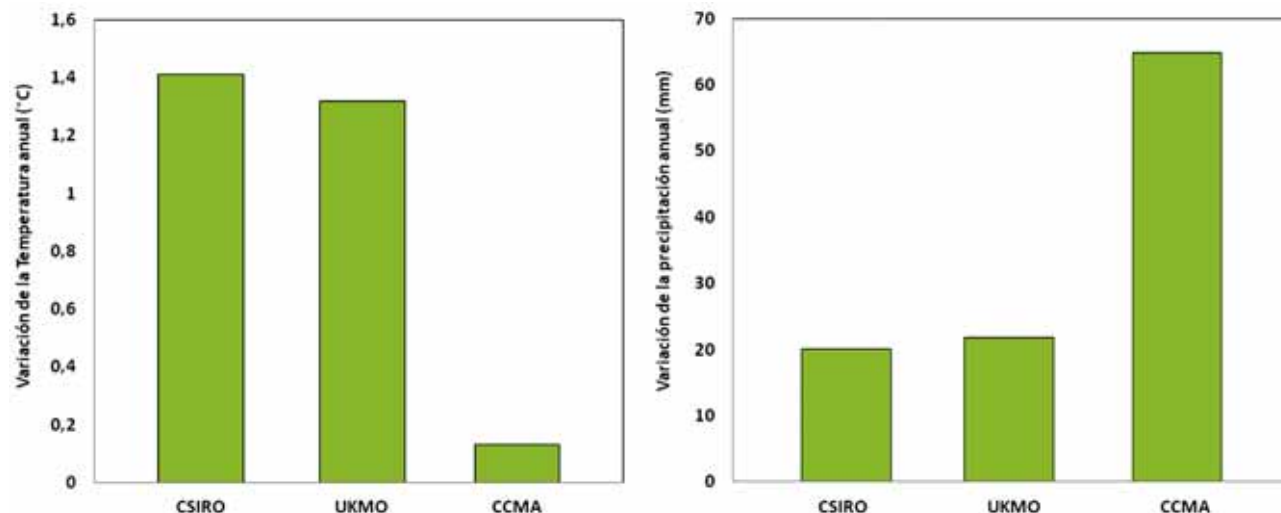


Figura 5. Cambios de la temperatura media anual (BIO1) y precipitación media anual (BIO12) con respecto a las condiciones presentes para cada GCM analizado.

3.8. Potenciales nuevas áreas y pérdidas de área

En cuanto a las pérdidas en hábitat, se observó una posible pérdida de área de hábitat para la especie de entre 13905 Km² a 18635 Km² para el 2020 para los GCM CSIRO_mk3_5 y UKMO_hadcm3 respectivamente, a su vez una posible ganancia de 275 Km² con el modelo CCMA_cgcm2 y una pérdida de 4675 Km² para el modelo consenso, indicando que en el modelo CCMA_cgcm2 presenta condiciones más húmedas y de poco aumento en la temperatura. Además el modelo consenso mostró aproximadamente un 0,41% de pérdida de hábitat de la especie en el territorio nacional, lo cual generaría un impacto negativo agrícola, social, económico y cultural para la sociedad en general pues esa pérdida implica una disminución en la producción de la especie y aumento significativo en el costo del almidón y demás productos derivados.

Las áreas de pérdida de hábitat fueron mayores que las potenciales nuevas áreas para dos de los tres GCM analizados (Tabla 3); en especial para el modelo de circulación global CCMA_cgcm2 se presentarían potenciales nuevas áreas para la sobrevivencia de la especie con un área de 275 Km², mientras que para CSIRO_mk3_5, UKMO_hadcm3 y el modelo de distribución consenso se presentaría un promedio de pérdida de hábitat de 12405 Km², sin embargo el modelo de nicho Consenso presenta una pérdida no mayor a 5000 km² de área en el país (Figura 6).

De acuerdo al cálculo de áreas (Tabla 3) se evidenció que las áreas de pérdida no superarían los 80000

Tabla 3. Áreas afectadas por el cambio climático

Modelos	Áreas (Km ²)	Área perdida y ganada (Km ²)
PresConsenso	79890	-4675
FutuConsenso	75215	
PresCSIRO	79890	-13905
FutuCSIRO	65985	
PresUKMO	79890	-18635
FutuUKMO	61255	
PresCCMA	79890	275
FutuCCMA	80165	

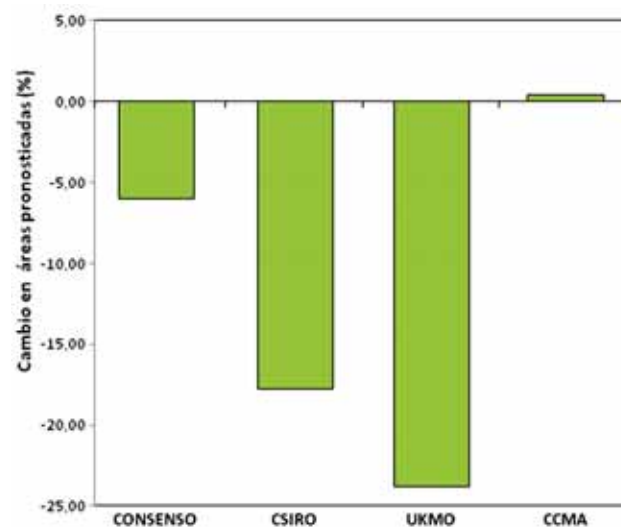


Figura 6. Porcentaje de nuevas áreas potenciales y pérdidas comparados con las áreas actuales.

Km², lo cual corresponde aproximadamente al 7% de la totalidad del territorio colombiano.

4. Conclusiones

El GCM CCMA_cgcm2 presentó una ganancia de cobertura a nivel nacional 0,02% (275 Km²), con un bajo incremento en la temperatura media anual y alto incremento en la precipitación media anual para el 2020, indicando que es un modelo favorable comparado con los demás GCM utilizados aunque sería óptimo evaluar esta aseveración usando una prueba de criterio de información bayesiano.

Los datos de presencia de la especie coinciden con la distribución potencial generada, por tanto se puede decir que la calidad de la información utilizada es buena, es decir las capas, los modelos, el algoritmo, el software, los puntos de presencia, se acoplaron satisfactoriamente.

El hábitat de la especie es más óptimo sobre las áreas alrededor de las cordilleras es decir, en la región Andina y en una gran proporción en la región amazónica.

La precipitación se muestra como un factor limitante en la distribución potencial de la especie, ya que la especie se encontraría en zonas con mayores valores de precipitación y de bajo cambio en la temperatura a futuro.

Este estudio es el primero que se hace para *Canna indica* L., utilizando modelación de nicho ecológico para la determinación del impacto del cambio climático, lo cual tiene relevancia porque podría generar nuevos estudios que contribuyan a la conservación del hábitat de la especie.

A pesar que para uno de los tres modelos climáticos proyectados se observó una ganancia de hábitat, el panorama, es decir los modelos restantes, se indica una pérdida de hábitat para el año 2020, si se continúa con la generación de emisiones de Dióxido de Carbono (CO₂) actual.

La distribución potencial actual y la proyectada a futuro permite que se evalúen las condiciones actuales referentes a la conservación del hábitat de la especie en cada uno de los departamentos en donde se registra presencia, para prevenir posibles pérdidas de área; los mapas generados permiten conocer de manera más gráfica que departamentos deben prestar especial aten-

ción en el impacto ambiental que ha de generar a futuro la especie.

5. Referencias bibliográficas

1. Araújo, M.B., Pearson, R.G., Thuiller, W., Erhard, M. 2005. Validation of Species-climate Impact Models Under Climate Change. *Global Change Biology* 11: 1504-1513p.
2. CORPOICA, 2001. Análisis Socioeconómico y Técnico de la Minicadena Agroindustrial de la Achira. Consultado 25 de Julio de 2013. <http://corpomail.corpoica.org.co/bacdigital/contenidos/catalogo.asp?CA=45847>
3. FAO, 2009. Declaración de la Cumbre Mundial sobre la Seguridad Alimentaria. WSFS 2009/2. Roma. Consultado 25 de Julio de 2013. <http://www.fao.org/wsfs/cumbre-mundial/es/>
4. FAO/RLC, 2010. Políticas de seguridad, Inocuidad y Calidad Alimentaria en América Latina y el Caribe. Foro Regional "Políticas de Seguridad e Inocuidad y Calidad Alimentaria: Casos Exitosos de Integración. Santiago de Chile. 49 p. Consultado 25 de julio de 2013. <http://www.cvpconosur.org/wp-content/uploads/2010/08/seguridad-alimentaria-2010.pdf>
5. Infraestructura Mundial de Información en Biodiversidad (GBIF). Consultado el 30 de Marzo de 2014. <http://www.gbif.org>
6. Guisan, A., Zimmermann, N.E., 2000. Predictive Habitat Distribution Models in Ecology. *Ecological Modelling* 135: 147-186 p.
7. Graham, M.H., 2003. Confronting Multicollinearity in Ecological Multiple Regression. *Ecology* 84: 2809-2815 p.
8. Hijmans, R.; Graham, C., 2006. The Ability of Climate Envelope Models to Predict the Effect of Climate Change on Species Distributions. *Global Change Biology*.
9. Hirzel, A.H., Lay, G.L., 2008. Habitat Suitability Modelling and Niche Theory. *Journal of Applied Ecology* 45: 1372-1381 p.
10. IPCC, 2007. Summary for Policymakers. In: *Climate Change. The Physical Science Basis. Contribution*

- of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Solomon, S., D. Qin, M. Manning, Z. Chen, M. Marquis, K.B. Averyt, M. Tignor and H.L. Miller (eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA.
11. Lau, C., Jarvis, A., Ramirez, J. 2012. Agricultura Colombiana: Adaptación al Cambio Climático. CIAT Políticas en Síntesis no. 1. Centro Internacional de Agricultura Tropical (CIAT), Cali, Colombia. 4 p.
 12. Muñoz, J., Felicísimo, A.M., 2004. A Comparison Between Some Statistical Methods Commonly Used in Predictive Modeling. *Journal of Vegetation Science* 15: 285-292 p.
 13. OIT, 2007. Organización Internacional del Trabajo. República de Colombia. Consultado el 24 de Abril de 2014. [http://intranet.oit.org.pe/WDMS/bib/virtual/perfiles/col_mon\[07\].pdf](http://intranet.oit.org.pe/WDMS/bib/virtual/perfiles/col_mon[07].pdf)
 14. Sistema de Información sobre Biodiversidad de Colombia (SIB). Consultado el 13 de Marzo de 2014. <http://www.sibcolombia.net/web/sib/home>
 15. Solomon, S., D. Qin, M., Manning, Z., Chen, M., Marquis, K.B., Averyt, M. 2007. Tignor and H.L. Miller (eds.),. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA. Consultado el 25 de Julio de 2013. http://www.ipcc.ch/publications_and_data/ar4/wg1/en/contents.html
 16. UNFCCC, 2013. United Nations Framework Convention on Climate Change, article 1. Numeral 2. Consultado 25 de Julio de 2013. http://unfccc.int/essential_background/convention/background/items/2536.php
 17. Vandermeer, J. H., 1972. Niche Theory. *Annual Review of Ecology and Systematics* 3:107-132.