



Universidad Autónoma del Estado de México
Facultad de Ingeniería
Centro Interamericano de Recursos del Agua



Dinámica de zonas climáticas y su relación con la distribución potencial del *Aedes aegypti*

TESIS

Que para obtener el grado de

DOCTOR EN CIENCIAS DEL AGUA

Presenta

M. en C. A. RAYMUNDO ORDOÑEZ SIERRA

Tutor académico:

Dr. MIGUEL ANGEL GÓMEZ ALBORES

Tutores adjuntos:

DR. CARLOS ALBERTO MASTACHI LOZA

DR. CARLOS DÍAZ DELGADO

Toluca, México

Diciembre, 2018

A la comunidad del Centro Interamericano de Recursos del Agua por ayudarme a crecer de forma profesional y personal. Por orientarme y enseñarme a hacer ciencia de forma ética y profesional.

Gracias al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por el apoyo otorgado para la realización de esta investigación, mostrando siempre un compromiso con la preparación profesional en el ámbito científico.

Agradezco al Consejo Mexiquense de Ciencia y Tecnología (COMECYT), porque siempre me brindo apoyo en la culminación de mis estudios.

A la Dirección General de Epidemiología y al Centro Nacional de Programas Preventivos y Control de Enfermedades que contribuyeron en el acceso a la información requerida para alcanzar los objetivos de este proyecto.

Dr. Miguel Angel Gómez Albores por siempre mostrarme disponibilidad y enseñarme que siempre se aprende algo nuevo. Gracias por todo el apoyo brindado tanto profesional como personal, pero sobre todo por creer en mí.

Dr. Carlos Díaz gracias por motivarme a seguir con esta meta, además de todas las aportaciones en el trabajo realizado, por enseñarme que esto no termina aquí, que siempre debemos seguir aprendiendo y sobre hacer buena ciencia.

Dr. Carlos Mastachi por siempre apoyarme desde el inicio de esta investigación, y mostrarme una forma diferente aprender, por todos sus aportes e ideas para el mejoramiento de este trabajo y por hacer más alegre la ciencia.

Dra. Marivel por sus comentarios y sugerencias en la realización de este trabajo, por motivarme a aprender más del tema de investigación y mostrar siempre disposición.

Dra. Elia porque siempre mostró disponibilidad en la realización de este trabajo, con sus aportes y comentarios permitieron enriquecer esta investigación.

Dr. Héctor y Dra. Virginia por siempre mostrar interés y disposición en la elaboración de este trabajo de investigación.

A Ivania por apoyarnos en cada proceso de evaluación y facilitar el trabajo entre los administrativos, docentes y alumnos, pero sobre todo por mostrarme una amistad incondicional.

Al Dr. Ricardo por su apoyo e interés en el desarrollo de esta investigación. Además de compartir convivencias y amistad durante el desarrollo de esta investigación.

A todos mis compañeros y amigos con los que compartí momentos inolvidables durante la realización de este trabajo, gracias por su apoyo.

Dedico esta tesis a mi familia:

Mami (Martha) este el resultado de aquellas correteadas por ese viejo comedor, gracias por nunca dudar de lo lejos que podría llegar, por tu amor y esfuerzo.

Papi (Raymundo) este logro también es tuyo, gracias por mostrarme tu fortaleza y apoyo incondicional, esto no sería lo mismo sin ti, nunca lo olvides.

A mis hermanos (Dani y Jane), por apoyarme y mostrarme su cariño incondicional.

A mi sobrina (Alexia), por apoyarme con mis locuras.

A mi tía (Olga), por su apoyo y cariño.

Índice

Resumen	1
ABSTRACT	3
1. Introducción	5
1.1 Antecedentes.....	7
1.1.1 Relación clima y salud.	7
1.1.2 Distribución del virus del dengue.....	8
<i>Distribución del Aedes aegypti y su relación con variables ambientales.</i>	9
1.1.3 Superficies climáticas con la aplicación del software ANUSPLIN.	12
1.1.4 Método de clasificación climática.	14
1.1.5 Modelos de distribución potencial y nicho ecológico.	15
1.1.6 Escenarios climáticos.	18
1.1.7 Odds ratio o Razón de proporciones.	19
1.1.8 Influencia de la humedad relativa con <i>Aedes aegypti</i>	20
1.2 Justificación.....	21
1.3 Hipótesis.....	22
1.4 Objetivos.	22
1.4.1 Objetivo general.	22
1.4.2 Objetivos particulares.....	22
2. Marco Teórico-Conceptual	25
2.1 Clima, variabilidad climática y cambio climático.	25
2.2 Características generales del vector <i>Ae. aegypti</i>	25
2.2.1 Ciclo de transmisión y síntomas.....	26
2.3 Ciclo de vida del <i>Aedes aegypti</i>	27
2.4 Método de interpolación <i>Spline</i>	30
2.5 Método de clasificación climática.	31
<i>Modificaciones al sistema climático de Köppen.</i>	31
2.6 Conceptos de hábitat, nicho ecológico y distribución potencial.....	34
2.6.1 Modelo de distribución potencial bajo un enfoque de nicho con <i>MaxEnt</i>	35
2.6.2 Curva ROC (<i>Receiver Operating Characteristic</i>).....	39
2.7 Cálculo de la humedad relativa.	42
2.8 Cálculo de índice Kappa.....	43
2.9 Escenarios climáticos	44
2.10 Modelos de circulación general acoplados océano-atmósfera.....	45
3. Metodología	48
3.1 Zona de estudio.....	48
3.2 Desarrollo metodológico.	49

3.3	Búsqueda de información y características específicas del virus	50
3.4	Recopilación de información en salud e indicadores ambientales.	51
3.4.1	Obtención de datos de casos de dengue clásico y hemorrágico.	51
3.4.2	Presencia de la especie <i>Ae. aegypti</i>	51
3.4.3	Preprocesamiento para la identificación de casos de fiebre por dengue importados.....	54
3.5	Procesamiento de datos CLICLOM y generación de series climáticas.	56
3.6	Modelado de la distribución potencial.....	58
3.6.1	Generación de variables bioclimáticas.	58
3.6.2	Obtención del índice de vegetación.....	59
3.6.3	Cálculo de humedad relativa.	60
3.6.4	Generación del modelo.....	61
3.6.4.1	Generación de la matriz de correlación.	63
3.6.4.2	Calibración del modelo.	65
3.7	Análisis de escenarios climáticos.	66
3.7.1	Generación de promedios para escenarios climáticos.	67
4.	Resultados.	71
4.1	Análisis exploratorio del cambio en las condiciones climáticas Köppen-García.....	71
4.1.1	Condición térmica.	71
4.1.2	Condición de precipitación.....	73
4.1.3	Análisis de condiciones climáticas por área, población y tasa.....	75
4.1.4	Análisis de casos y promedio mensual de variables climáticas.....	79
4.1.5	Correlación de precipitación, temperatura máxima y mínima versus casos.....	81
4.2	Modelado de la distribución potencial del <i>Ae. aegypti</i> y su relación con casos de fiebre por dengue, en la región centro de México.....	81
4.2.1	Condiciones climáticas y su asociación con la presencia de casos.	81
4.2.2	Modelo de distribución potencial del <i>Ae. aegypti</i> utilizando 23 variables.....	84
4.2.3	Modelo de distribución potencial con 5 variables.....	90
4.2.3.1	Asociación del modelo de distribución potencial con casos de dengue.....	93
4.3	Modelo de distribución potencial del <i>Aedes aegypti</i> con escenarios climáticos.	96
5.	Conclusiones	108
6.	Bibliografía	111
7.	Anexos.....	125

Índice de figuras

Figura 2.1 Transmisión de los virus por el mosquito Aedes	27
Figura 2.2 Ciclo de vida del mosquito Aedes aegypti	28
Figura 2.3 Rangos de temperatura óptima para el desarrollo del mosquito.....	29
Figura 2.4 Identificación de áreas óptimas para una especie	35
Figura 2.5 Curva ROC normal	40
Figura 2.6 ROC parcial.	41
Figura 2.7 AUC ratio.....	42
Figura 3.1 Zona de estudio.....	48
Figura 3.2 Esquema metodológico.....	50
Figura 3.3 Años de registro de mosquito por décadas.	53
Figura 3.4 A) Muestreo entomológico del 2011 por parte del ISEM, B) Selección de puntos no correlacionados espacialmente, C) Inventario de datos de presencia del mosquito Ae. aegypti (GBIF), y D) Unión de los registros pre-procesados GBIF-ISEM.....	54
Figura 3.5 Casos confirmados de fiebre por dengue a nivel nacional y zona de estudio (2009-2015)	55
Figura 3.6 Criterios para la identificación de casos importados.	56
Figura 3.7 Módulo para la clasificación climática implementada en TerrSet.....	57
Figura 3.8 Módulo de variables climáticas.	58
Figura 3.9 Modelo hidrogeomático para el cálculo de humedad relativa.	61
Figura 3.10 Módulo hábitat y biodiversidad.	62
Figura 3.11 Porcentaje de contribución del modelo y correlación de 23 variables ambientales.....	64
Figura 3.12 Generación de los escenarios promedio.....	68
Figura 3.13 Imágenes de salida del módulo CROSSTAB.	69
Figura 4.1 Condición térmica y casos presentados en localidades.....	72
Figura 4.2 Condición de precipitación y casos presentados en localidades.	74
Figura 4.3 Promedio mensual de variables de clima y acumulado de casos.....	80
Figura 4.4 Ubicación de la zona de estudio y sus condiciones térmicas.....	83
Figura 4.5 Localidades con presencia de fiebre por dengue filtrados con la aplicación del criterio $R \cap T \cap C$	86
Figura 4.6 Modelo de distribución potencial utilizando 23 variables.	88
Figura 4.7 Curva ROC del modelo con 23 variables.	89
Figura 4.8 Modelo de distribución potencial por categoría para las 5 variables.....	92
Figura 4.9. Curva ROC para el modelo de 5 variables.....	93
Figura 4.10 Riesgo por categorías.....	94
Figura 4.11 Modelo de distribución potencial del Ae. aegypti versus la incidencia de FD por localidad.....	96
Figura 4.12 Escenarios para los RCP 4.5 y 8.5 del 2050 y 2080.	97
Figura 4.13 Escenarios del modelo GFDL_CM3 para RCP 4.5 y 8.5.	99
Figura 4.14 Escenarios del modelo MPI ESM LR para RCP 4.5 y 8.5.....	101
Figura 4.15 Escenarios del modelo CNRMC5 para RCP 4.5 y 8.5.	103
Figura 4.16 Escenarios del modelo HADGEM2ES para RCP 4.5 y 8.5.....	105
Figura 4.17 Dinámica espacial de los escenarios promedio para RCP 4.5 y 8.5.	107
Figura 4.18 Escenarios promedio para RCP 4.5 y 8.5.	108

Índice de tablas

Tabla 2.1 Modificación a la clasificación climática.....	31
Tabla 2.2 Tipos de clima.....	32
Tabla 2.3 Condición de oscilación térmica.....	33
Tabla 2.4 Condición de precipitación.....	33
Tabla 2.5 Cimas Secas.....	33
Tabla 2.6 Matriz de confusión.....	39
Tabla 2. 7 Parámetros de la curva ROC.....	39
Tabla 2.8 Trayectorias RCP (escenarios de emisión).....	45
Tabla 2.9 Descripción de modelos climáticos.....	46
Tabla 3.1 Descripción de variables bioclimáticas.....	59
Tabla 3.2 Imágenes NDVI y EVI consideradas por el número de días.....	60
Tabla 3.3 Variables bioclimáticas seleccionadas.....	64
Tabla 4.1 Condición térmica y porcentaje de casos por localidad.....	73
Tabla 4.2 Condición de precipitación y porcentaje de casos por localidad.....	75
Tabla 4.3 Condición térmica asociados a casos, área y población del periodo 2009-2015.....	76
Tabla 4.4 Valores totales de condición térmica.....	77
Tabla 4.5 Condición de precipitación asociados a casos, área y población del periodo 2009-2015.....	78
Tabla 4.6 Valores totales de condición de precipitación.....	79
Tabla 4.7 Promedios mensuales de variables climáticas y acumuladas mensuales de casos.....	80
Tabla 4.8 Correlaciones por estacionalidad.....	81
Tabla 4.9 Casos totales por condición térmica.....	84
Tabla 4.10 Porcentajes de contribución de las 23 variables agregadas en el modelo.....	87
Tabla 4.11 Análisis Kappa para las 23 variables.....	89
Tabla 4.12 Análisis de la matriz de correlación.....	90
Tabla 4.13 Porcentajes de contribución de las variables en el modelo de predicción.....	91
Tabla 4.14 Características por categoría y nivel de asociación.....	95
Tabla 4.15 Cambios en el escenario futuro.....	97

ACRÓNIMOS Y ABREVIACIONES

AUC- *Area Under the Curve*

Bio- Variable Bioclimática.

CENAPRECE- Centro Nacional de Programas Preventivos y Control de Enfermedades.

CNRM-CM5- Metéo-France/Centre National of Recherches.

CLICLOM- Climate Computing project.

DGE-Dirección General de Epidemiología.

ETVs- Enfermedades Transmitidas por Vectores.

FD-Fiebre por dengue.

HR-Húmedad relativa

HadGem2-ES- Hadley Center for climate prediction and research

GBIF- Global Biodiversity Information Facility.

INECC- Instituto Nacional de Ecología y Cambio Climático.

ISEM-Instituto de Salud del Estado de México.

IPCC-Panel Intergubernamental para Cambio Climático.

INEGI-Instituto de Estadística y Geografía.

MPI-ESM-LR- Max Planck Institute for Meteorology

MRI-CGCM3- Meteorological Research Institute.

MNE-Modelos de nicho ecológico.

NDVI- Normalized difference vegetation index.

NASA- *National Aeronautics and Space Administration.*

OMS-Organización Mundial de la Salud

OPS-Organización Panamericana de la Salud.

OR-*Odds ratio.*

ROC- *Receiver operating characteristic.*

RCP- *Representative Concentration Pathways*

SEMARNAT-Secretaría del Medio Ambiente y Recursos Naturales

SIG-Sistema de información Geográfica.

Tprn-Temperatura Mínima.

Tmax-Temperatura Máxima.

Tmin-Temperatura Mínima.

Prc- Precipitación.

USGS-*United States Geological Survey.*

WorldClim-World Clim Global Climate Data.

Resumen

Hoy en día, una de las enfermedades de mayor importancia a nivel mundial en el sector salud es el dengue. Este virus es transmitido principalmente por el vector *Ae. aegypti* que se distribuye con facilidad en México debido a que los climas tropicales del territorio favorecen su transmisión. De acuerdo con registros recopilados por instituciones oficiales, en los últimos años en el altiplano central mexicano se ha incrementado la presencia de casos de Fiebre por Dengue (FD), pese a las condiciones poco favorables para el desarrollo del agente infeccioso en comparación con regiones costeras donde existe de forma endémica.

El presente trabajo de investigación, modeló la distribución potencial del vector transmisor bajo su caracterización ambiental de nicho ecológico para identificar y analizar las áreas vulnerables a la transmisión del dengue, la cual se realizó en 5 etapas que son: 1) revisión y búsqueda de literatura sobre las características generales del vector *Ae. aegypti*. Como etapa; 2) se recopilaron datos de casos de dengue, registros de la especie *Ae. aegypti* y datos de clima para la parte centro de México, para conocer la relación de casos con la dinámica de áreas climáticas. 3) se procesaron y estructuraron los datos de la especie *Ae. aegypti* y casos de dengue. 4) generación de un modelo de distribución potencial con base en el método de máxima entropía (MaxEnt) para identificar las áreas de riesgo probables en la presencia y distribución del virus y 5) se dio continuidad al modelo proyectando bajo escenarios climáticos y así conocer la posible dinámica del área de transmisión del mosquito.

Como resultados se identificaron las condiciones de clima que son determinantes en la presencia de casos. El modelado inicial se realizó con registros de presencia de especies y un conjunto de 23 variables ambientales, sin embargo, se redujo el número de variables explicativas, de acuerdo con su aportación y análisis de correlación permitiendo generar un modelo final con 5 variables (temperatura mínima del mes más frío $|Bio_6|$, precipitación del mes más húmedo $|Bio_{13}|$, precipitación estacional $|Bio_{15}|$, NDVI y humedad relativa) las cuales explicaron cerca del 90% de contribución al modelo.

Se generaron tasas de FD para el periodo de estudio (2009 a 2015), con el fin de evaluar la asociación con base en el indicador OR (odds ratio) por cada categoría de idoneidad. La categoría 1 se consideró como zona no predicha y correspondió a una zona de protección ($OR < 1$) por no estar asociado con las tasas de FD y de acuerdo con los criterios considerados se sospecha de posibles casos importados. Respecto de la categoría 2 a la 4 son las zonas de idoneidad y presentan valores de $OR > 1$, en la que la categoría 4 se identificó como el área de mayor riesgo a la transmisión con el OR más alto de 71.53 ($p < 0.001$) por ser una región de menor elevación y presentar un clima cálido.

Las proyecciones realizadas revelaron que cada uno de los modelos considerados dentro de este trabajo, muestra una variación en las posibles áreas de riesgo; coincidiendo en que el foco de transmisión se encuentra en el estado de Morelos, Puebla y sur del Estado de México, con porciones en la parte centro, noroeste y suroeste de la zona de estudio. Los escenarios nos indican que de darse estos cambios se pueden dar afectaciones para el Valle de México donde se identifica una alta densidad de población. Los cambios en las áreas no muestran un incremento en las zonas de riesgo, sino un desplazamiento en lugares donde antes no se presentaba el vector, por lo que es muy probable que la población no se encuentre preparada para la presencia de la enfermedad.

ABSTRACT

Nowadays, one of the most important diseases worldwide in the health sector is dengue. This virus is transmitted mainly by the vector *Ae. aegypti* that is easily distributed in Mexico because the tropical climates of the territory favor its transmission. According to compiled records by official institutions, the presence of cases of Dengue Fever (DF) has increased in recent years in the Mexican Central Plateau, despite unfavorable conditions for the development of the infectious agent in comparison with coastal regions where it exists endemically.

The present research work modeled the potential distribution of the transmitter vector under its environmental characterization of ecological niche to identify and analyze the vulnerable areas to the dengue transmission, which was carried out in 5 stages that are: 1) Review and search of literature on the general characteristics of the vector *Ae. aegypti*. As a stage; 2) dengue case data were collected, records of species *Ae. aegypti* and climate data for the central part of Mexico, to know the relationship of cases with the dynamics of climatic areas. 3) the data of the species *Ae. aegypti* and cases of dengue was processed and structured. 4) Generation of a potential distribution model based on the maximum entropy method (MaxEnt) to identify the probable risk areas in the presence and distribution of the virus and 5) Continuity was given to the model projecting under climatic scenarios and thus knowing the possible dynamics of the mosquito transmission area.

As results, the climatic conditions that are determining in the presence of cases were identified. The initial modeling was performed with records of the presence of species and a set of 23 environmental variables, however, the number of explanatory variables was reduced, according to their contribution and correlation analysis, allowing the generation of a final model with 5 variables (minimum temperature of the colder month | Bio6 |, precipitation of the wettest month | Bio13 |, seasonal precipitation | Bio15 |, NDVI and relative humidity) which explained about 90% contribution to the model.

DF rates were generated for the study period (2009 to 2015), in order to evaluate the association based on the OR indicator (odds ratio) for each suitability category. Category 1 was considered as an unpredicted area and corresponded to a protection zone ($OR < 1$) because it was not associated with DF rates and, according to the criteria considered, possible imported cases are suspected. Regarding category 2 to 4, they are the areas of suitability and have values of $OR > 1$, in which category 4 was identified as the area of greatest risk to transmission with the highest OR of 71.53 ($p < 0.001$) for being a region of lower elevation and presenting a warm climate.

The projections made revealed that each of the models considered in this work shows a variation in the possible risk areas; agreeing that the focus of transmission is in the state of Morelos, Puebla and south of the State of Mexico, with portions in the center, northwest and southwest of the study area. The scenarios indicate that if these changes occur, the Valley of Mexico can be affected, where a high population density is identified. The changes in the areas do not show an increase in risk areas but a displacement in places where the vector did not appear before, so it is very likely that the population is not prepared for the presence of the disease.

Capítulo 1

1. Introducción

El incremento en la concentración de gases de efecto invernadero ha provocado un aumento en la temperatura promedio a nivel mundial, se estima que el valor ha sido de 0.6°C en los últimos 100 años (IPCC, 2002). Dicho aumento podría provocar diversos problemas en los ecosistemas siendo la salud humana uno de los más importantes (IPCC, 2001).

El clima juega un papel fundamental en el desarrollo de enfermedades entre ellas las transmitidas por vectores, debido a que la variabilidad del clima influye en el ciclo de vida de los vectores así como en su actividad de transmisión (SEMARNAT, 2009). Gran parte de la información de clima no se encuentra tan detallada y dificulta la realización de estudios de forma local; por lo que se recurre a diferentes métodos para caracterizar la dinámica de forma cuantitativa y cualitativa como parte fundamental en el manejo y estudio del territorio.

Uno de los métodos más utilizados para generar áreas o zonas de condiciones climáticas, es el de Vladimir Köppen modificado por Enriqueta García (García, 1987), éste método da realce a las condiciones climáticas características del país, considerando factores como la longitud, latitud y altitud, lo que ha permitido relacionar esta regionalización de clima con estudios en el ámbito geográfico, biológico y agrícola (Santillán & Garduño, 2008).

Es por ello que el clima ha sido considerado un factor determinante en el comportamiento de enfermedades transmitidas por vectores, porque tanto el ciclo de vida como la transmisión del virus dependen de las condiciones de temperatura y precipitación, (Peterson, Martínez-Campos, Nakazawa, & Martínez-Meyer, 2005). El virus del dengue es transmitido normalmente por el vector *Ae. aegypti* y es considerado como uno de los principales problemas de salud pública (Gómez-Dantés, Martín, Danis-Lozano, & Manrique-Saide, 2011). Se conoce que el vector generalmente abunda en climas tropicales (Portier et al., 2010), pero son pocos los trabajos que muestran la posible relación entre las variaciones de clima y la distribución de los patógenos que pueden verse favorecidos tanto en su desarrollo como en la distribución de la enfermedad (McMichael & Woodruff, 2003).

El uso de los Modelos de Nicho Ecológico (MNE) son herramientas efectivas en el estudio de la distribución del dengue (Peterson et al., 2005), debido a que la transmisión de la enfermedad se resume en las interacciones entre el vector y el entorno ambiental, dando como resultado un modelo de distribución espacial bajo sus condiciones ambientales de nicho (Peterson, 2006).

De acuerdo con los modelos y escenarios climáticos la temperatura promedio mundial tendrá drásticos cambios, en los que se pronostica un cambio de los 1.1 hasta los 6.4°C proyectado a 2100.

Dicho cambio afectará el entorno ambiental, y a su vez el bienestar humano (Delgado, Gay, Imaz, & Martínez, 2010; Parry, Canziani, Palutikof, Van der Linden, & Hanson, 2007). Por ello es importante conocer el posible cambio de áreas favorables para la transmisión, el análisis de estos cambios podrían apoyar a las medidas preventivas con la identificación de las áreas vulnerables y reducir la transmisión.

El presente trabajo, propone generar un modelo de caracterización ambiental de nicho ecológico de *Ae. aegypti* en el altiplano central mexicano e identificar bajo el enfoque climático, qué variables son determinantes para la presencia del mosquito, generar las áreas de riesgo para identificar zonas vulnerables para la transmisión y ayudar a la toma de decisiones para tomar medidas preventivas en la reducción de la transmisión del dengue.

1.1 Antecedentes.

En este apartado, se describen los estudios y sus principales resultados en temas de clima y salud, así como su vinculación con la distribución del dengue. Además del uso y generación de superficies climáticas, utilización y aplicación del método de clasificación climática, modelos de nicho ecológicos de especies y modelos de escenarios climáticos.

1.1.1 Relación clima y salud.

El clima es un factor principal para el desarrollo de los seres vivos, de modo que pueden verse condicionados en su modo de vida por las variaciones climáticas. Esta variabilidad puede deberse a procesos naturales del sistema climático o de origen antropogénico.

La principal causa del calentamiento global, es el crecimiento de las concentraciones de gases de efecto invernadero, como el dióxido de carbono, metano y óxido nitroso, ya que desde la era preindustrial, se ha notado un aumento del 40% (Parry, Canziani, Palutikof, Van der Linden, & Hanson, 2007), y así mismo ha pasado con el aumento de temperatura, ya que entre 1970 y el 2000 se ha registrado un incremento de 0.74 °C desde la era preindustrial (Delgado, Gay, Imaz, & Martínez, 2010), por lo que a partir de ese periodo, cada una de las décadas han sido sucesivamente más cálidas (IPCC, 2013).

El aumento de la temperatura global, ha ocasionado afectaciones en las condiciones ambientales en las que los sistemas humanos y ecológicos normalmente no están acostumbrados, por ejemplo al tener climas con temperaturas cálidas (por arriba de los 22°C) dificultan la dispersión de los gases nocivos y afectan directamente a la población (Bernard, Samet, Grambsch, Ebi, & Romieu, 2001), además de que contribuye a la frecuencia de días más calurosos o incluso olas de calor intensas por periodos más largos; esto a su vez ocasiona diferentes reacciones, que van desde la degradación de tierras y el agotamiento de recursos, hasta a la contaminación de la tierra, el agua y aire (Delgado et al., 2010).

La intensificación de impactos climatológicos (IPCC, 2013), además ocasionan alteraciones en el comportamiento estacional del clima y a su vez afecta el ciclo de vida de especies (Gore & González del Solar, 2007; Frumkin, 2010; López-Vélez & Molina Moreno, 2005), cambios en la vegetación (Martínez, Osnaya, & Bremauntz, 2004), y en el comportamiento fenológico de cultivos (Díaz Díaz-Delgado C., Gómez-Albores M.A., Becerril-Piña R., Mastachi-Loza C.A., & Romero-Contreras T., 2015), alteraciones en las producciones pesqueras (González-Yañez & Ortiz, 2002) y en el incremento de la morbilidad y mortalidad de enfermedades estacionales (McMichael & Woodruff, 2003; IPCC, 2013), como las transmitidas por vectores (López-Vélez & Molina Moreno, 2005).

Gran parte de las especies animales y vegetales dependen directamente de una temperatura y precipitación, ya sea para su presencia y desarrollo de vida o para su distribución, por lo que es importante monitorear las condiciones del clima y sus posibles afectaciones en los diversos ecosistemas, debido a que en diversos casos afectan al bienestar humano, como en el caso de la transmisión del dengue.

1.1.2 Distribución del virus del dengue.

El dengue es una enfermedad que hasta la actualidad no ha podido erradicarse, convirtiéndose de las enfermedades de mayor preocupación para la salud pública (Escobar-Mesa & Gómez-Dantés, 2003). A nivel mundial se estima que 2.5 millones de personas viven en países con dengue endémico, mientras que tan solo 3900 millones de personas de 128 países se encuentra en riesgo de contraer la enfermedad (Brady et al., 2012). Éstas cifras muestran que la distribución de virus sigue latente incluso aumentar, lo que puede ocasionar alteraciones en las actividades económicas de ciudades y países, y provocar la saturación en los servicios de salud y reduciendo capacidad de respuesta ante la presencia de una posible epidemia (Hsueh, Lee, & Beltz, 2012).

Las primeras manifestaciones de dengue en la Américas datan desde 1635 (Fajardo-Dolci et al., 2012), y ha tenido varias ocurrencias desde entonces, debido a que tiene una rápida y fácil propagación (Gómez-Dantés, 2007), pudiéndose extender entre países, como en el caso de Cuba en 1981, donde se presentó un brote por dengue, inicio infestaciones hacia países vecinos, tales como Colombia con 80 mil 310 casos, seguido por Brasil con 55 mil 150, Venezuela con 54 mil 514, Puerto Rico con 41 mil, 942 y Nicaragua con 36 mil 257 (Escobar-Mesa & Gómez-Dantés, 2003).

Para el caso de México, los primeros registros de dengue fueron a partir de 1941 con 6 mil 955 casos, que disminuyeron hasta 1963, declarándose en erradicación debido al reforzamiento de las campañas de salud. Sin embargo para 1978 el vector transmisor se reintrodujo en el sur del país (Chiapas), extendiéndose por gran parte de territorio nacional, y para 1995 se presentó la primera epidemia de dengue hemorrágico (539 casos) debido a la reincidencia del virus por otros serotipos (DEN-1, DEN-2, DEN-3 Y DEN-4) (Robles & Gómez-Dantés, 1995; Torres-Galicia, Cortés-Poza, & Becker, 2014).

Actualmente, en el informe anual de casos de dengue 2016 del continente americano, la región sur de América registró el mayor número de casos con 1 millón 750 mil 826, representado el 74.86%, seguido de Norteamérica, Centro América y México con 286 mil 895 casos (12.27%), la región Andina con 210 mil 895 (9.02%) y el Caribe con 90 mil 268 (3.86%) (OPS y OMS, 2017a).

Las cifras son preocupantes, ya que la aplicación de planes de prevención únicamente han contribuido al control temporal de la transmisión, pero no se ha podido erradicar, pues se presentan emergencias en aumento año con año, ocasionando complicaciones en el manejo de la enfermedad, por lo que es necesario realizar un monitoreo a detalle de las posibles condiciones que pueden detonar la transmisión.

Distribución del Aedes aegypti y su relación con variables ambientales.

El problema principal de la reemergencia del dengue, son los estudios que se realizan de forma aislada, es decir no se consideran los factores que realmente contribuyen al desarrollo y distribución del patógeno y de la actividad de transmisión como las variables medioambientales, las cuales pueden ser determinantes en la presencia de brotes Gómez-Dantés (2007).

Las características medioambientales como la temperatura, precipitación y humedad, son algunas variables que pueden influir en los cambios de distribución, dinámica estacional de patógenos, vectores hospederos y reservorios (Nájera, 2011; Gubler, 1998; López-Vélez & Molina Moreno, 2005), así como la capacidad de supervivencia y la tasa de crecimiento de la población de vectores, y en el que estas se pueden modificar y cambiar la actividad de transmisión (CENAPRECE, 2015).

Otro factor importante en el desarrollo del vector, es el acumulamiento o estancamiento de agua. El ciclo de vida del mosquito requiere para su desarrollo de pequeños contenedores o depósitos de agua (Prüss-Üstün & Corvalán, 2006; Ibañez-Bernal & Dantés, 1995), este factor no necesariamente requiere ser directamente de índole ambiental (precipitación), en muchos de los casos está relacionado con cuestiones urbanas considerándose como una influencia antrópica (Bisset et al., 2008).

Diversos estudios sustentan que hay variables específicas que son determinantes en la presencia del mosquito como el de Cassab, Morales & Mattar, estudio en el que se relacionaron los casos de dengue con factores climáticos como pluviosidad, humedad relativa y la temperatura. El periodo de estudio fue del 2003 a 2008 en Montería, Colombia. Los autores utilizaron los promedios y medianas anuales y mensuales de variables climáticas, aplicaron el análisis de Shapiro-Wilk para saber si los datos cumplían con el principio de normalidad y obtener un mejor ajuste del modelo. Utilizaron el coeficiente de correlación y análisis de varianza no paramétrica Kruskal-Wallis para determinar si existían alguna correlación entre los meses con presencia de casos y las variables climáticas (Cassab, Morales, & Mattar, (2011).

Como resultado de éste análisis, los casos de dengue mostraron una alta correlación positiva con las variables de pluviosidad y humedad relativa con un valor de 0.80. La pluviosidad y temperatura tuvieron un coeficiente de correlación negativa de -0.13, mientras que la humedad relativa y la temperatura presentaron una correlación negativa de -0.60. De esta forma, las correlaciones más contundentes de los casos versus clima fue cuando se asoció la temperatura, humedad y pluviosidad (Cassab et al., 2010).

Otro estudio realizado en Puerto Rico, mostró los cambios temporales en la transmisión del virus del dengue influenciado por los registros de clima y su relación con la ecología y presencia del *Ae. aegypti*. En el trabajo se exponen los diversos cambios de clima presentados en la zona de estudio los cuales han ocasionado fuertes epidemias, porque de ser un virus de un solo serotipo en 1915 pasa a ser endémico en 1969, y para 1980 es declarado hiperendémico con diversos serotipos (Barrera, 2010).

El análisis se realizó de forma estacional en tres periodos diferentes, que comprende de diciembre a mayo (post-epidémico) donde la temperatura es baja y la precipitación escasa, por lo tanto la presencia de la especie no es abundante. De junio a agosto (pre-epidémico) es cuando comienza la amplificación viral, donde coincide con una temperatura alta y una precipitación abundante y así mismo la propagación de mosquitos, y de septiembre a noviembre (epidémico) presenta un comportamiento similar al periodo anterior. Como parte de los resultados, el autor identificó que el periodo pre-epidémico (junio-agosto) es el de mayor relevancia por la abundancia de mosquitos con la actividad de alimentación que da lugar a la transmisión del virus, por lo que propone, que la aplicación de las medidas preventivas deben suceder en ese periodo, pues se puede reducir el riesgo de infección (Barrera, 2010).

Un estudio realizado en Uberlandia expuso la dinámica del mosquito del *Ae. aegypti* con base en un método empírico, que consistió en la recolección de muestras durante dos años, de marzo del 2003 a febrero del 2005. Durante el estudio los autores analizaron la dinámica del mosquito y su influencia por la precipitación y temperatura. Los datos climáticos fueron corroborados con la clasificación climática de Vladimir Köppen como una forma de obtener una condición de clima específica del lugar e identificar el periodo de sequía (mayo a septiembre) y el de lluvias (octubre), para realizar la colección de moscos por medio de trampas y registrar la presencia y abundancia de los vectores (Costa, Silva, Souza, & Méndez, 2008). Como resultados se identificaron, que los factores climáticos en primer lugar, son determinantes en el desarrollo del vector y así mismo en la transmisión viral, sin embargo al combinarse con el crecimiento demográfico, la migración rural-urbana y la inadecuada

infraestructura de las ciudades pueden favorecer la transmisión del virus (Costa, Silva, Souza, & Méndez, 2008).

Adicionalmente, Cruz Pineda et al., (2010) sustentan que el vector del dengue tiene una estrecha relación con los factores climáticos. Los autores mostraron la relación del comportamiento temporal de la precipitación y temperatura con el vector en Cuba, para los años de 1997 y 2007. Donde el número de casos se presentó en mayor medida durante el periodo lluvioso (745 casos) a diferencia del periodo de secas (274 casos), encontrando una correlación alta entre el número de casos y las precipitaciones, ya que las temperaturas también incrementaron, lo que favoreció el estancamiento de agua (Cruz Pineda et al., 2010).

1.1.2.1 Estudios realizados en México.

En México, también se han desarrollado trabajos sobre el monitoreo del dengue, los cuales han utilizado diferentes métodos que expliquen de mejor forma la transmisión. Por ejemplo Koopman et al., (1991), realizó un estudio que consistió en la identificación de patrones de transmisión del dengue, así como las zonas de alto riesgo para la transmisión del virus. Utilizó la encuesta serológica nacional para relacionarla con variables climáticas, como la temperatura media durante el periodo de lluvias, considerando que las temperaturas altas aumentan la eficiencia del vector, por lo que ésta variable es de mayor importancia.

La proporción de viviendas con larvas se asoció significativamente con la comunidad infectada con un intervalo de confianza del 95%, así mismo hogares con recipientes de agua al descubierto (IC del 95%). Este análisis sirvió como modelo predictivo, utilizando factores de riesgo a nivel comunitario y clasificar en categorías de alto, medio y bajo el riesgo de sufrir una epidemia (Koopman et al., 1991).

Un estudio realizado en Guasave, Sinaloa en México, mostró la distribución espacio-temporal del mosquito *Ae. aegypti* en el periodo de abril de 2008 a marzo de 2009 y su relación con los factores de clima para medir el riesgo de dispersión de la enfermedad, se observó por un lado que la mayor abundancia de huevecillos ocurrió cuando la temperatura y precipitación fueron de 26.4°C y 270.3 mm respectivamente, valores presentados durante los meses de noviembre y diciembre. El factor determinante para la proliferación del vector, fue la cantidad de precipitación, ya que su valor de correlación fue de $r=0.57$ y coincidió con el incremento de personas infectadas. Mientras que la mayor abundancia de moscos hembra fue en el mes de julio y agosto del 2008, cuando la temperatura media mensual obtuvo un rango entre 30.6 y 29.9 °C con una precipitación entre los 100 y 164 mm lo que

permitió identificar zonas vulnerables de transmisión (García, García, Espinosa-Carreón, & Ley, 2011).

De acuerdo con Robles & Gómez-Dantés, (1995) y Escobar-Mesa & Gómez-Dantés, (2003), el clima juega un papel importante en la presencia del dengue, sin embargo los factores socioeconómicos también son relevantes, debido a que el crecimiento de las urbes no siempre suele ir acompañada de un abastecimiento eficiente de servicios públicos tales como agua potable, drenaje y la recolección de basura; (latas, botellas, y llantas) pudiendo dar origen a criaderos de mosquitos, por lo que se considera que el estancamiento de agua no necesariamente se debe a comportamiento ambiental sino a una consecuencia antrópica. Asimismo el tipo de uso de suelo como áreas urbanas puede incrementar la tasa de transmisibilidad, ya que existe el agente infeccioso y el portador (López-Vélez & Molina Moreno, 2005).

En este apartado se describieron algunos trabajos relacionados al comportamiento del dengue; en su mayoría involucran datos o registros directos de clima con el comportamiento del vector. Lo autores coinciden que el vector del dengue, requiere de una temperatura y acumulación de agua para su desarrollo, siendo la temperatura la variable de mayor importancia. Sin embargo actualmente es necesario realizar trabajos que muestren la posible dinámica del clima de forma espacial y como se relaciona con la presencia de casos y distribución del mosquito. Actualmente son pocos los trabajos en el ámbito de la salud que muestren y analicen este tipo de información geoespacial bajo un enfoque de SIG, las cuales pueden ser herramientas de gran apoyo en el análisis y monitoreo del dengue.

1.1.3 Superficies climáticas con la aplicación del software ANUSPLIN.

Las imágenes de superficies climáticas son insumos importantes en la comprensión de las dinámicas del clima y esto a su vez apoya en el análisis del comportamiento y distribución de vectores. La creación de estas imágenes de superficie, parte de observaciones de tipo puntual recopiladas por estaciones meteorológicas que actualmente han tenido gran demanda en los estudios ambientales, por este motivo hay una gran producción de bases de datos climáticos y una necesidad importante para modelarlos y evaluar los posibles impactos a diferentes escalas espaciales y temporales (McKenney et al., 2011; Hutchinson et al., 2009).

Existen diferentes métodos de interpolación para generar imágenes de superficie, por ejemplo Díaz-Padilla et al., (2008) evidenció cuatro de los métodos más utilizados con base en la estimación de precipitación para las regiones de barlovento y sotavento de la República Mexicana, los métodos a

comparar fueron el inverso de la distancia, kriging, co-kriging y spline, de los cuales el spline obtuvo el menor error de predicción, seguido del kriging, co-kriging y por último el inverso de la distancia.

Hutchinson et al., (2009) también realizó una comparación entre diferentes métodos de interpolación, el principal objetivo fue desarrollar modelos espaciales de temperatura máxima, temperatura mínima y precipitación en Canadá para el periodo de 1961 a 2003, entre los métodos utilizados fue el inverso de la distancia, kriging y el spline implementado en el software ANUSPLIN, en el que este último método, obtuvo el menor porcentaje de error medio anual en comparación con el método de distancia ponderada y el ordinario kriging para la variable de precipitación, siendo el método más recomendable para variables meteorológicas diarias sobre un terreno complejo.

Otro estudio realizado por Boer, de Beurs, & Hartkamp, (2001) comparó el método de interpolación kriging y el spline para el mapeo de variables climáticas en el estado de Jalisco, México; utilizando datos puntuales de estaciones meteorológicas para temperatura máxima y precipitación, en el que ambos interpoladores incluyeron la variable de altitud, En este caso, los métodos kriging y co-kriging fueron las técnicas que requirieron más tiempo de procesamiento, por lo que en este estudio no fueron favorables. En contraparte el spline ofreció la ventaja de la simplicidad operativa ya puede ser muy importante desde el punto de vista práctico.

En este caso, el método de interpolación spline ha sido una herramienta que facilita el desarrollo y generación de imágenes de superficie para una gran número de estaciones, debido a que su función spline aplicados a datos puntuales no requiere de un ajuste de semivariogramas, como lo es requerido en el método de interpolación kriging y co-kriging (Díaz-Padilla et al., 2008).

Gutiérrez-García & Ricker, (2011), desarrolló un análisis de clima y cambio climático en la región de los Tuxtlas, Veracruz; describiendo los patrones de temperatura y precipitación en la región, en este estudio se retomaron datos variables de 24 estaciones meteorológicas entre 1925 y 2006. La aplicación de la herramienta ANUSPLIN, facilitó el modelaje de inter y extrapolación espacial con una resolución de 90 metros, y se generaron representaciones espaciales de las variables de temperatura y precipitación. El autor generó además las series de tiempo para un periodo de 48 años, la aplicación de modelos matemáticos basados en regresiones lineales, concluyendo que existió una tendencia positiva muy baja y no significativa a través de los años ($0.016\text{ }^{\circ}\text{C}$ por década).

Por otra parte Cuervo-Robayo et al. (2014) construyeron imágenes de superficie de variables de clima para México en un periodo de 1910 a 2009, divididas en 3 series, cada una de 30 años de forma

mensual para precipitación, temperatura máxima y temperatura mínima. Así mismo, con 19 variables bioclimática derivadas de los valores mensuales de precipitación y temperatura.

Aplicaron el algoritmo de suavizado spline implementado en el software ANUSPLIN con alrededor de 5,000 estaciones meteorológicas de todo el país. En este sentido las estadísticas de diagnóstico del software, indicaron el ajuste del modelo, en el que se implementó una evaluación independiente de las superficies creadas.

1.1.4 Método de clasificación climática.

Las aplicaciones del método de clasificación climática se han empleado en cuestiones agrícolas para la identificación de áreas con mayor producción, además de ayudar en la identificación de características climáticas que permitan el desarrollo de cultivos en otras partes del mundo (Tonietto & Carbonneau, 2004), por lo que este método ha resultado ser útil en el conocimiento de información climática y su influencia en el comportamiento de especies vegetales y animales.

Una aplicación del método de clasificación de clima, es la caracterización de clima como efecto de la urbanización por medio de microclimas. Los autores realizaron una representación de propiedades climáticas de megaciudades asiáticas para identificar climas específicos para este tipo de urbe con comportamientos como por ejemplo, islas de calor, para la generación de información y ayudar a la toma de decisiones para el mantenimiento de inmuebles y mitigar los posibles riesgos del clima (Eum, Scherer, Fehrenbach, & Woo, 2011).

Otro uso de la clasificación climática de Köppen-García es en la caracterización de zonas eco-climáticas para favorecer el crecimiento del arbusto frutal nativo membrillo cimarrón, e identificar los tres tipos de clima óptimos para la plantación como el clima A(C) que es un semicálido, un clima C que es templado y el clima Bs que es estepa seca, estas condiciones son características de los Estados de Guanajuato. Querétaro e Hidalgo, regiones favorables en la producción de este tipo de plantación (Núñez-Colín, 2010).

En otro contexto, el método de clasificación climática, ha resultado tener potencial en la identificación de regiones y zonas climáticas debido a que éstas pueden condicionar el comportamiento en algunas bacterias y vectores. Por ejemplo un estudio realizado por Polack et al., (2005), en el cual muestra la variación de la prevalencia de tracoma, identificando áreas climáticas en las que es posible la propagación de la bacteria *Chlamydia trachomatis*, con el objetivo de controlar e identificar zonas para la distribución de la bacteria y dar seguimiento a los cambios de esta infección.

Otro estudio realizado se llevó a cabo por Brugger & Rubel, (2013), en el que desarrollaron un mapa de la distribución del vector *culicoides* relacionado con la caracterización climática para identificar la presencia o ausencia de las especies infecciosas en Europa y obtener proyecciones de los posibles cambios del vector en el país.

Actualmente, el desarrollo de herramientas informáticas, ha facilitado la automatización del método Köppen-García (Freixanet, 2000; Sparovek, De Jong Van Lier, & Dourado Neto, 2007) con la finalidad de permitir un análisis dentro de un entorno SIG. Tal es el ejemplo de la aplicación desarrollada por (Manzano-Solís et al., 2018) cual consiste en automatizar procesos y generar una clasificación climática dentro del SIG TerrSet (Eastman, 2012), con algunas ventajas, como mostrar a detalle la zona que se desea analizar, además de depender de mapas de escala pequeña que generalizan demasiado, cuando se desean emplear en zonas que demandan una escala mayor, lo que puede facilitar el análisis en el ámbito de cambio climático con la posibilidad de realizar la clasificación por distintos intervalos de tiempo, analizando sus patrones espaciales y temporales del comportamiento del clima.

1.1.5 Modelos de distribución potencial y nicho ecológico.

Otra forma de analizar el comportamiento del dengue, es conociendo bajo qué condiciones puede vivir y desarrollarse el principal transmisor del virus, el cual puede verse influenciada su presencia por otros factores que van más allá de solo la parte climática. Por lo tanto se debe analizar en un contexto ecológico y de esta forma conocer su idoneidad para identificar las áreas vulnerables a la transmisión.

El interés por analizar el comportamiento de especies, ha propiciado el uso de modelos de nicho ecológico en diferentes campos, como la ecología, geografía, salud, entre otros (Phillips & Dudík, 2008). Básicamente los modelos utilizan registros de presencia, presencia-ausencia y/o abundancia de especies en combinación con las condiciones bióticas y abióticas que ayudan al desarrollo de la especie en su hábitat (Elith et al., 2006; Warren & Seifert, 2011). A continuación se describen algunos trabajos realizados con nichos ecológicos con la finalidad de identificar que métodos se han utilizados y cuál de estos ha mostrado un mejor rendimiento en la predicción de nicho.

En un estudio realizado por Yang y colaboradores acerca de la pérdida de producción de la planta malabar (especie *J. adhatoda*) en las partes bajas del Himalaya, en la india, utilizaron el modelo de máxima entropía para evaluar las variables que más influyen en la producción de la planta medicinal,

encontrando que la precipitación del trimestre más frío y la capa de uso de suelo son las que más influyen, mostrando un resultado estadísticamente significativo (> 92.3 de probabilidad) (Yang, Kushwaha, Saran, Xu, & Roy, 2013).

Kumar y Stohlgren aplicaron el modelo de máxima entropía para predecir el hábitat del árbol *Canacomyrica Monticola*, que se encuentra en extinción en Nueva Caledonia. Las variables de mayor importancia fueron la precipitación y temperatura estacional. El modelo demostró ser estadísticamente significativo a pesar de los pocos registros de presencia de la especie, ya que obtuvo un valor de tasa de omisión del 91%, demostrando ser una herramienta efectiva para la planificación, monitoreo y manejo de la conservación de la biodiversidad (Kumar & Stohlgren, 2009).

Por medio de la evaluación de los modelos *GARP* y *MaxEnt*, se predijo la distribución de vectores *leishmaniasis* del género *lutzomyia* en Mérida, Venezuela, considerando un total de 190 registros y variables bioclimáticas. Como resultados del modelo *MaxEnt* se generaron áreas de predicción con mayor ajuste en comparación con *GARP*, ya que la distribución obtenida con el modelo *MaxEnt*, se ajustó de mejor forma a las variables bioclimáticas y así mismo ayudó a comprender la dinámica de la distribución de especies en el Estado (Rujano et al., 2015).

Liria & Navarro, (2010) estimaron la distribución del mosquito del género *Haemagogus* considerado como uno de los principales transmisores de la fiebre amarilla en América del centro y sur. Por medio del algoritmo de máxima entropía se generó su distribución con 354 registros y 20 variables ambientales. Como resultados, la precipitación del trimestre más cálido y la temperatura diurna fueron las variables que más influencia mostraron en el modelo, además identificaron un aumento en la distribución de la especie, que va desde Brasil y Bolivia donde normalmente no se tenía registros de esta especie hasta México (Liria & Navarro, 2010).

Además de la conservación de especies, las técnicas de modelo de nicho ecológico se han empleado en el monitoreo de serpientes venenosas (*Crotalus simus* y *Bothrops asper*). Yañez-Arenas, Peterson, Mokondoko, Rojas-Soto, & Martínez-Meyer, (2014) realizaron un análisis en Veracruz, México para identificar áreas de riesgo combinando las condiciones ambientales, índice de marginación y la incidencia de la mordedura de serpiente. Como resultados, los autores mencionan que el uso de un modelo de nicho, más información ecológica y factores socioeconómicos, son una adecuada herramienta en el análisis de mapeo sobre la distribución de riesgo por mordedura de serpiente, ya que los registros de reportes estadísticos de instituciones oficiales son parciales específicamente cuando las incidencias son bajas.

Un estudio realizado a nivel mundial, contribuyó al análisis de la distribución global del *Ae. Aegypti* y *Ae. albopictus* relacionado a la variación climática, dando pauta al desarrollo de nichos ecológicos mostrando un panorama general de los patrones de distribución en el futuro y probablemente se traducirán en cambios reales de distribución. Por ello, los autores remarcan que este análisis puede dar apoyo en el desarrollo de otras investigaciones de forma más rigurosa (Campbell et al., 2015).

En México, se identificaron las áreas de distribución del *Ae. aegypti*, el estudio se desarrolló para diferentes localidades de México utilizando el mismo software (Candelario-Mejía et al., 2015). Se incluyeron 55 datos georreferenciados de la especie y variables bioclimáticas. El modelo presentó buen ajuste con los datos de entrenamiento y de prueba, obteniendo valores de probabilidad de 0.90 y 0.82 % respectivamente. Las áreas vulnerables a la transmisión fueron en las costas de Jalisco, Nayarit y Colima (Candelario-Mejía et al., 2015).

Por su parte Machado-Machado, identificó áreas adecuadas para la propagación del dengue hemorrágico en México con base en modelos de distribución de especies y su relación con factores climáticos y socioeconómicos, determinando los municipios que son más vulnerables de manifestar la enfermedad. El análisis fue realizado dentro del SIG Idrisi Taiga/*MaxEnt* permitiendo modelar el hábitat de la especie, así mismo se identificaron a las variables climáticas más importantes que son la temperatura mínima del mes más frío, temperatura media del trimestre más húmedo y precipitación anual. El rendimiento del modelo fue de 0.8 de bajo la curva (AUC) (Machado-Machado, 2012).

Yañez-Arenas et al. realizó un estudio de caracterización ambiental de nicho ecológico con la especie *Ae. albopictus* para México, con el objetivo de caracterizar las condiciones ambientales para la presencia del mosquito. Como resultados del trabajo, se identificaron que las variables de mayor contribución fueron el NDVI y la temperatura media anual, además de generar sus áreas de idoneidad ambiental utilizando datos globales. Finalmente, los autores remarcan que en gran parte de México existen condiciones ambientales para la supervivencia del *Ae. albopictus* por lo que es necesario estudios específicos en cada una de las entidades del país, como una forma de monitoreo en la posible transmisión de enfermedades (Yañez-Arenas et al., 2017).

En ese sentido, investigadores de la universidad de Kansas realizaron un modelo de la distribución de la especie *Ae. aegypti* y *Ae. albopictus* con registros del GBIF (<http://www.gbif.org>) y su relación con la variabilidad climática a nivel mundial. El método utilizado fue el algoritmo genético (*GARP*), que es un método alternativo para predecir el nicho ecológico correspondiente, el cual permitió analizar la dinámica espacio-temporal del mosco en una escala mensual. Los resultados permitieron

identificar los cambios en la distribución con base en la variación climática y de esta manera determinar los patrones de distribución futuros. La predicción del modelo tiene una significancia estadística consistente ($P < 0.05$) (Peterson, Martínez-Campos, Nakazawa, & Martínez-Meyer, 2005).

1.1.6 Escenarios climáticos.

El clima es una parte fundamental en el comportamiento de diversos ecosistemas, es por ello que, organizaciones como el IPCC se han dado a la tarea de generar modelos con el fin de estimar las posibles condiciones de clima en un tiempo futuro considerando diferentes forzamientos radiativos originados por las concentraciones de efecto invernadero.

De acuerdo con el IPCC, el clima ha presentado cambios en los últimos decenios, por este motivo es necesario proveer de información que nos permita predecir los comportamientos en la temperatura y precipitación. Los modelos o simulaciones de clima, son una herramienta que nos permite conocer los posibles riesgos futuros (IPCC, 2014A).

El IPCC es una de las primeras instituciones en crear escenarios de clima para dar sustento a los modelos de circulación mundial, estos modelos se crearon en 1992 con el nombre de IS92, esto dio inicio a las primeras estimaciones del clima. Para 1996, en el Tercer informe de evaluación del IPCC, se decidió crear nuevos escenarios de emisiones, que apoyen en el análisis de los diferentes impactos que se pueden presentar, a estas proyecciones se le conoce como escenarios de cambio climático (IPCC, 2002).

En un estudio realizado en Paraguay donde analizaron escenarios futuros de temperatura, precipitación, humedad y radiación solar con cuatro modelos de clima global como el HADCM3, ECHAM5, CSIRO-mk3 y GFDL 2.0 para 2020, 2050 y 2080, combinando escenarios socioeconómicos SRES A2 y B2. Como resultados de este análisis, los autores identificaron que las variables de temperatura estima un incremento de 1°C para el 2020, 2.5°C para 2050 y 4.5°C para 2080. En cuanto a la precipitación, en gran parte de la zona de estudio se redujo un 6%. La humedad aumentó en toda la región de 0.2 gr/m^3 para 2050 y 0.3 gr/m^3 para 2080. Así mismo la radiación solar incremento en gran parte de la zona (Bidegain, Coronel, Ríos, & De Los Santos, 2012).

Las áreas forestales también se ven afectadas por los cambios del clima, un estudio realizado al este de la Península Ibérica, mostró el comportamiento de la precipitación y temperatura en las últimas décadas, y sus efectos en el crecimiento del pino laricio (*Pinus nigra* Arn. ssp. *salzmannii*). Para dicho análisis, se utilizaron modelos de cambio de clima CGCM2 y ECHAM4 como variables

independientes y los escenarios de clima A2 y B2 del IPCC (2011-2070) (Candel-Pérez, Lucas-Borja, & Linares, 2012).

Los modelos mostraron una tendencia en el incremento de la temperatura hasta presentar episodios de sequía, por lo que el crecimiento de la especie forestal en bajas altitudes se redujo hasta desaparecer. Sin embargo en la parte centro de la zona de estudio donde las altitudes son mayores, presentaron efectos positivos en el crecimiento de la plantación durante el invierno y el otoño, por lo que se puede concluir que los resultados sobre la especie mostraron un comportamiento distinto, ya que por un lado se identificaron áreas con alto riesgo de reducirse y por otro, zonas con desarrollo fenológico favorables y así mismo áreas donde la especie puede persistir (Candel-Pérez et al., 2012).

Los modelos también se han utilizado en estudios agrícolas, de acuerdo con Gay, Estrada, Conde, & Eakin, (2004) realizaron un análisis en Veracruz, México debido a que es considerada una de las regiones de mayor importancia en la producción de café. Para este estudio se obtuvieron dos modelos proyectados para el 2050, el HadCM2 y el ECHAM4 con la finalidad de analizar los posibles cambios en el clima y que pueden afectar a la plantación. Como resultados de esta investigación, se identificó una pérdida de producción entre el 73 y 78% en los escenarios proyectados, cabe mencionar que como característica de estos, el primero no consideran ninguna estrategia de adaptación (HadCM2) y el segundo es uno de los escenarios más severos (ECHAM4), lo que traerá consigo problemas económicos en los productores agrícolas (Gay et al., 2004).

Adicionalmente el trabajo desarrollado por Ballester, Díaz, & Moreno, (2006) menciona que uno de los principales daños del cambio climático es en la salud pública. El uso de los escenarios climáticos permitió identificar que los efectos de la salud son diversos entre los que sobre salen las enfermedades y muerte relacionadas a olas de calor, enfermedades relacionadas a eventos extremos, enfermedades alérgicas, enfermedades infecciosas transmitidas por el agua y transmitidas por vectores entre otras (Ballester et al., 2006).

A pesar del desarrollo, disponibilidad y aplicación de los escenarios climáticos, son pocos los trabajos que hacen uso de estas herramientas en la modelación y distribución de enfermedades. Lo que podría dar una posible respuesta en el entendimiento del comportamiento del vector del dengue e identificar sus áreas de distribución.

1.1.7 Odds ratio o Razón de proporciones.

Gran parte de los estudios epidemiológicos con diseño transversal busca relacionar las relaciones que existen entre dos o más variables. Un método de los más utilizados es el *Odds ratio* o Razón de

prevalencia (OR), donde matemáticamente un OR corresponde a un cociente entre dos *Odds*, en la que se busca identificar la posibilidad de ocurrencia de un evento de interés o presencia de una exposición (Aedo, Pavlov, & Clavero, 2010). A continuación se muestran algunos ejemplos de utilización de este método.

Un ejemplo de las aplicaciones del *Odds ratio* es en el análisis del insomnio como predictor de depresión, donde los autores evaluaron cuantitativamente si el insomnio constituye un predictor de depresión. Con la utilización del logaritmo de *Odds ratio*, los autores mostraron que existe una probabilidad de que el insomnio pueda ocasionar la depresión 2.60 (IC de 1.98-3.42). La personas no deprimidas con insomnio tienen un doble riesgo de desarrollar depresión, en comparación con las personas que no tiene problemas de insomnio (Baglioni et al., 2011).

Otro estudio investigó la asociación entre las infecciones de la primera infancia y el desarrollo posterior del asma. Para ello se recabaron datos de 1,314 niños nacidos en 1990 hasta los 7 años de edad. Durante este proceso se recabaron y evaluaron datos de síntomas relacionados a la enfermedad de padecimiento alérgicos y de asma. Como resultados se identificó que las infecciones virales (*odds ratio* de 3.37), del trato respiratorio inferior pueden aumentar el riesgo 3 veces más de desarrollar asma (Illi et al., 2001).

En un estudio evaluaron la asociación y el impacto de la exposición ocupacional y las enfermedades en hombro y cuello. El *odds ratio* se calculó con datos agrupados y no agrupados de informes publicados para diferentes títulos de trabajo. Como resultados, se obtuvo los personas de un trabajo de minería podía presentar 4.8 veces más la enfermedad de disco cervical, mientras que los operadores de teclado tenían una probabilidad de 3.0 más veces de presentar síndrome de tensión de cuello (Hagberg & Wegman, 1987).

1.1.8 Influencia de la húmeda relativa con *Aedes aegypti*.

De acuerdo con la revisión de literatura, la humedad relativa es un factor importante en la propagación del virus del dengue. Estudios han sustentado la asociación entre la humedad y la presencia del *Aedes aegypti* (Wu, Guo, Lung, Lin, & Su, 2007).

Costa, Santos, Correia, & Albuquerque, (2010) analizó la relación que existe entre las variaciones de la temperatura y humedad con la etapa de fecundidad, fertilidad y supervivencia del *Aedes aegypti*. El estudio fue realizado en Recife, Brasil durante dos estaciones, una lluviosa y otra seca, donde las pruebas se realizaron con diferentes temperaturas que oscilaron entre los 23 y 27°C, 28 a 32°C y de los 33 a 37°C asociados con una humedad relativa a 60⁺. 8% y 80⁺.6%.

Como resultados, los mosquitos hembras aceleraron la producción de huevos al aumentar la temperatura. Entre los 25°C y 80% de humedad las hembras sobrevivieron y produjeron 40% más huevos en comparación con los mantenidos en 35°C y 80% de humedad relativa. Mientras que el 45% de las hembras cuando la temperatura está a los 35°C y 60% de humedad relativa, la ovoposición se redujo. De acuerdo con los autores las variaciones tanto en la temperatura y humedad son determinantes en el desarrollo en sus etapas de fecundidad y fertilidad (Costa et al., 2010).

Un estudio realizado en ciudades de Tartagal, Aguaray y Salvador Mazza, en Argentina, mostró que el mosquito *Aedes aegypti* puede sobrevivir y tener actividad de transmisión durante las estaciones secas como en las húmedas, pero resaltando en mayor medida en periodos donde la lluvia es más intensa. Como resultados identificaron que la etapa de ovoposición del mosquito aumento durante la estación de otoño e invierno cuando la humedad obtuvo valores del 60%, sin embargo, los huevecillos se mantuvieron durante todas las estaciones del año, y en invierno fue el periodo donde se identificaron menos huevecillos (Micieli & Campos, 2003).

Por lo anteriormente descrito, se puede observar que los registros de los trabajos mostrados exponen una relación entre la temperatura y humedad para favorecer o no al desarrollo del vector sobre todo en sus primeras etapas, estos dos factores pueden ser determinantes ya que contribuyen en sus primeras etapas de desarrollo y se encuentran condicionadas debido al aumento de temperatura y presencia de depósitos de agua para concluir en sus siguientes etapas de crecimiento.

1.2 Justificación.

De acuerdo con el IPCC, (2014A), el cambio climático es inequívoco y este a su vez tiene efectos en el comportamiento de las enfermedades transmitidas por vectores (Patz, Martens, Focks, & Jetten, 1998), por este motivo, el dengue es hasta la actualidad uno de los principales problemas de salud pública (Escobar-Mesa & Gómez-Dantés, 2003).

El gran número de estudios que existen sobre el análisis y control del dengue aún sigue siendo limitado (Machado-Machado, 2012). Gran parte de las investigaciones, se realizan de forma aislada con datos directos de precipitación y temperatura por periodos cortos de tiempo, dando un panorama general, los cuales no permiten relacionar y explicar el comportamiento del dengue de forma detallada y desde la perspectiva de un modelo de condición climática.

El método de clasificación climática de Koppen adaptado para México por Enriqueta García (2004) permite la delimitación de condiciones de clima mediante datos de temperatura media o mínima y máxima a nivel mensual, así como de precipitación mensual. El Centro de Recursos Idrisi automatizó

el proceso (Manzano-Solís et al., 2018) de clasificación con la finalidad de aprovechar las imágenes en formato raster (*.rst) de superficies climáticas y contar con clasificaciones más detalladas (por pixel) del clima para México.

Gómez-Dantés, (2007) menciona que las estrategias que se han implementado en cuanto al control del agente infeccioso han sido poco efectivas, lo que ha dado lugar a una vigilancia entomológica deficiente debido a que en muchos de los casos se generaliza la ubicación de la presencia de casos y se desconoce realmente la dinámica de distribución, tanto en un tiempo presente como en un tiempo futuro, por lo que sigue siendo una incertidumbre.

El presente trabajo pretende ser una herramienta de apoyo al sector salud en cuanto al monitoreo de la distribución del vector del dengue, con la finalidad de ofrecer una metodología que ayude a las instituciones oficiales en la identificación de zonas óptimas para la presencia de dengue bajo el enfoque climático en el que es posible propagarse el *Ae. aegypti*.

1.3 Hipótesis

Un modelo de distribución potencial bajo su caracterización ambiental de nicho ecológico del *Ae. aegypti* permitirá analizar la distribución y comportamiento de la transmisión del dengue, como una posible alternativa en el diseño y creación de medidas de prevención.

1.4 Objetivos.

1.4.1 Objetivo general.

Generar un modelo de distribución potencial del *Aedes aegypti* para la identificación de zonas vulnerables a la transmisión del dengue, como apoyo en la toma de decisiones.

1.4.2 Objetivos particulares.

1. Describir las fases en el desarrollo del vector (*Ae. aegypti*), así como de las diferentes enfermedades que transmite con la finalidad de identificar los factores ambientales y sociales, que de manera determinante intervienen.
2. Recopilar datos de casos de dengue y registros de la especie *Ae. aegypti*, para su representación espacio-temporal, así como variables climáticas y ambientales.

3. Generar series de variables climáticas (anuales), utilizando el método de clasificación climática adaptado para México, para identificar las condiciones de clima aptos para la presencia de casos.
4. Modelar la distribución potencial con base en la caracterización ambiental de nicho del *Ae. aegypti* para identificar las áreas probables de transmisión de dengue.
5. Analizar las áreas de distribución del mosquito así como su comportamiento proyectado en diferentes escenarios climáticos en ayuda a la toma de decisiones para la generación de medidas de prevención.

Capítulo 2

Marco Teórico-Conceptual

2. Marco Teórico-Conceptual

En este apartado, se describen cada uno de los conceptos y métodos utilizados en los temas de clima, variabilidad climática y cambio climático, las características del vector *Ae. aegypti*, su ciclo de vida, el método de interpolación con spline, método de clasificación climática, modelo de nicho y distribución potencial, cálculo de la humedad relativa, cálculo de odds ratio o razón de probabilidades y modelos climáticos, como parte fundamental en el sustento del marco teórico.

2.1 Clima, variabilidad climática y cambio climático.

El clima es definido como “una descripción estadística del tiempo, en términos de valores medios y variabilidad de las cantidades pertinentes durante periodos que pueden ser de meses a miles o millones de años” (IPCC, 2001). El clima presenta variaciones que en muchos casos puede mal interpretarse como cambio climático, sin embargo son conceptos totalmente diferentes.

El cambio climático de acuerdo con el Panel Intergubernamental para Cambio Climático (IPCC por sus siglas en inglés) “es una variación del estado del clima identificable (por ejemplo, mediante pruebas estadísticas), considerando un periodo promedio mínimo de 30 años (tiempo mínimo para identificar un cambio de clima)” (IPCC, 2013). El cambio climático y la variabilidad climática puede deberse a actividades tanto naturales como antrópicas (IPCC, 2001).

El clima es un elemento principal en su interacción con las especies, los cambios atmosféricos que se están presentando como consecuencia del incremento de la temperatura, han dado lugar a reconsiderar una mejor toma de decisión para afrontar los posibles cambios en el clima, sin embargo las alteraciones en muchos de los casos pueden resultar inevitables, por ello se deben conocer las condiciones actuales, ya que de estas dependen múltiples desarrollos como pueden ser desde la subsistencia de las especies vegetales y animales, hasta la posible adaptación de los cambios que pudiesen llegar a presentar

Como se planteó en la parte de antecedentes, el sector salud se puede ver afectado debido a esos cambios en el clima. Las enfermedades más sensibles son las transmitidas por vectores, por ejemplo el dengue debido a su interacción del ciclo de vida con el ambiente.

2.2 Características generales del vector *Ae. aegypti*.

El virus es transmitido por un artrópodo, mosquito, vector o patógeno de la especie *Aedes (Stegomyia) aegypti* (L.) (Diptera: Culicidae (Palma-da Cunha-Matta, Soares-Moreno, Cardoso de Almeida, Aquilera-de Freitas, & Carod-Artal, 2004), este tipo de vector es considerado como el principal

causante de la transmisión del dengue y otros arbovirus a la vez (Hayes, 2009; OMS, 2009), por lo que puede ser una amenaza para el sector salud y para fines de este trabajo se centra específicamente en esa especie de mosquito y del virus del dengue.

El dengue es definido como una enfermedad producida por arbovirus de la familia *Flaviviridae*, pertenecientes a cuatro serotipos del virus (Ibañez-Bernal & Dantes, 1995). Los cuatro serotipos están relacionados, y son del virus: DEN-1, DEN-2, DEN-3 y DEN-4. El modo de transmisión de estos serotipos se presenta cuando una persona se recupera de la infección y adquiere inmunidad de por vida contra el serotipo adquirido, sin embargo cuando las personas adquieren un serotipo distinto dejan de ser inmunes, el contagiarse de un serotipo distinto puede complicar el estado de salud de las personas (Chin, 2001; OMS, 2009).

2.2.1 Ciclo de transmisión y síntomas.

Para la transmisión del virus se requiere de un agente transmisor (vector) y un portador (humano), el vector se alimenta por medio de sangre y lo realiza por una picadura (hembra hematófaga) por ello cuando se alimenta de una persona infectada con el virus, el mosquito lo adquiere y se vuelve infectante entre 8 y 12 días después de su alimentación hasta que muere (25 días), durante este periodo el vector puede transmitir el virus por una picadura a diferentes personas en un estatus sano, la persona se infecta después de la picadura, y en aproximadamente 5 días presenta los síntomas de la enfermedad (figura 2.1). Es importante mencionar que el dengue no puede transmitirse de persona a persona, únicamente por medio del agente transmisor (vector), y su actividad de alimentación.

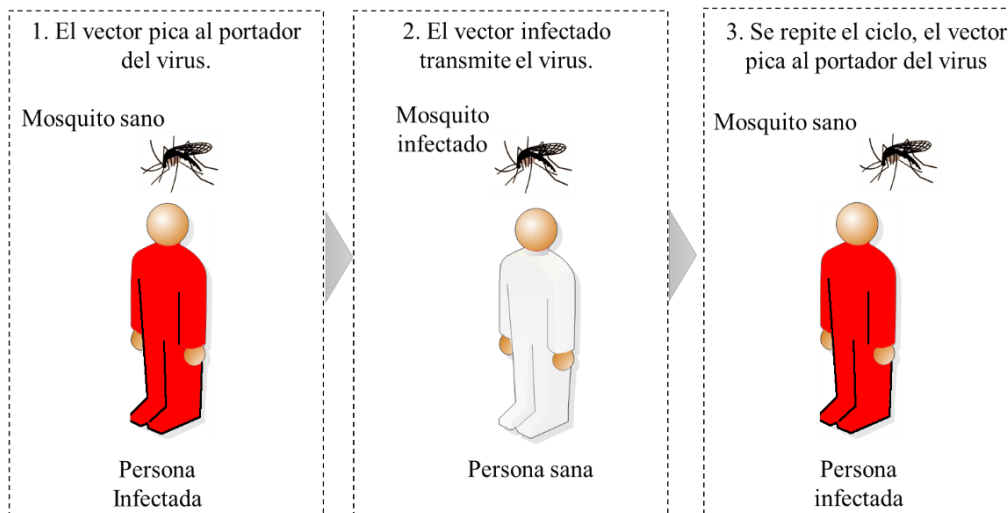


Figura 2.1 Transmisión de los virus por el mosquito Aedes (Elaboración propia con información del (CENAPRECE, 2015).

Los síntomas de la enfermedad del dengue son fiebre intensa, mialgias, artralgias, anorexia, náusea, vómito y erupción (Palma-da Cunha-Matta et al., 2004). La enfermedad puede tener complicaciones, y es denominada como dengue hemorrágico en el que los síntomas son más intensos, y consisten en la presencia de fiebre que tiene una duración de dos a siete días, además de manifestar hemorragias (Chin, 2001).

2.3 Ciclo de vida del *Aedes aegypti*.

El ciclo de vida del vector comprende 4 etapas que son huevecillo, larva, pupa y su emergencia en su etapa adulta. Éste ciclo empieza cuando la hembra deposita sus huevecillos en un medio acuoso, durante este proceso el mosquito necesita de sangre, en esta etapa es cuando inicia su actividad de transmisión del virus, ya que su principal fuente de alimentación son los humanos y animales, mientras que el mosquito macho se alimenta de especies vegetales. Las hembras depositan en promedio de 300 a 400 huevos (Costa, Silva, Souza, & Mendes, 2008). Una característica especial de los huevecillos es la resistencia a la desecación, lo que les permite sobrevivir en ambientes con temperaturas extremas que van desde los 4 a 40°C sin tener contacto con el agua (Rey & Lounibos, 2015).

Posteriormente del huevecillo, estos pasan a una condición de larva donde se encuentran cubiertas por agua hasta convertirse en pupa, en ésta etapa la pupa abre para dejar salir al mosquito totalmente desarrollado donde emerge a una etapa adulta y de esta manera comienza con su alimentación gnotrónica para repetir su ciclo de vida (Figura 2.2). En esta etapa adulta el mosquito puede sobrevivir

en promedio de 15 a 30 días, mientras que el ciclo de vida de las hembras es mayor, ya que son más resistentes a las variaciones de precipitación y temperatura (CENAPRECE, 2015).

Hay dos elementos principales en el desarrollo del mosquito, el primero es el estancamiento de agua y el segundo es la temperatura. Con base en la literatura consultada, no hay un rango de precipitación específico para favorecer el desarrollo del vector, pero solo requieren de una pequeña cantidad de agua para depositar sus huevecillos. Sin embargo, no pasa lo mismo con la temperatura, debido a que cada una de las etapas de desarrollo del mosquito si requiere de una cantidad térmica, siendo que de los 25 a los 32°C (Figura 2.3) es considerada como el rango óptimo para favorecer su ciclo, desde el huevecillo hasta su etapa adulta (Almanza-Vásquez, Puello-Mendoza, & Almanza-Meza, 2013).

Respecto a la actividad de alimentación o picadura del mosquito se presenta durante los horarios de menor intensidad solar (CENAPRECE, 2015), a pesar de ello, su alimentación puede estar condicionada debido a las posibilidades para obtener sangre, lo que modifica su actividad y el riesgo de alimentarse a cualquier horario (Brady et al., 2012).

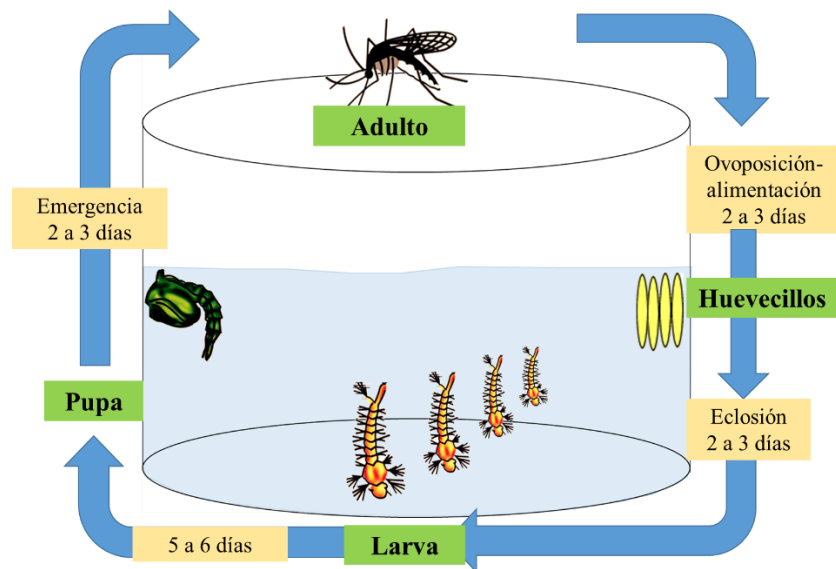


Figura 2.2 Ciclo de vida del mosquito *Aedes aegypti* (Elaboración propia con información del (CENAPRECE, 2015).

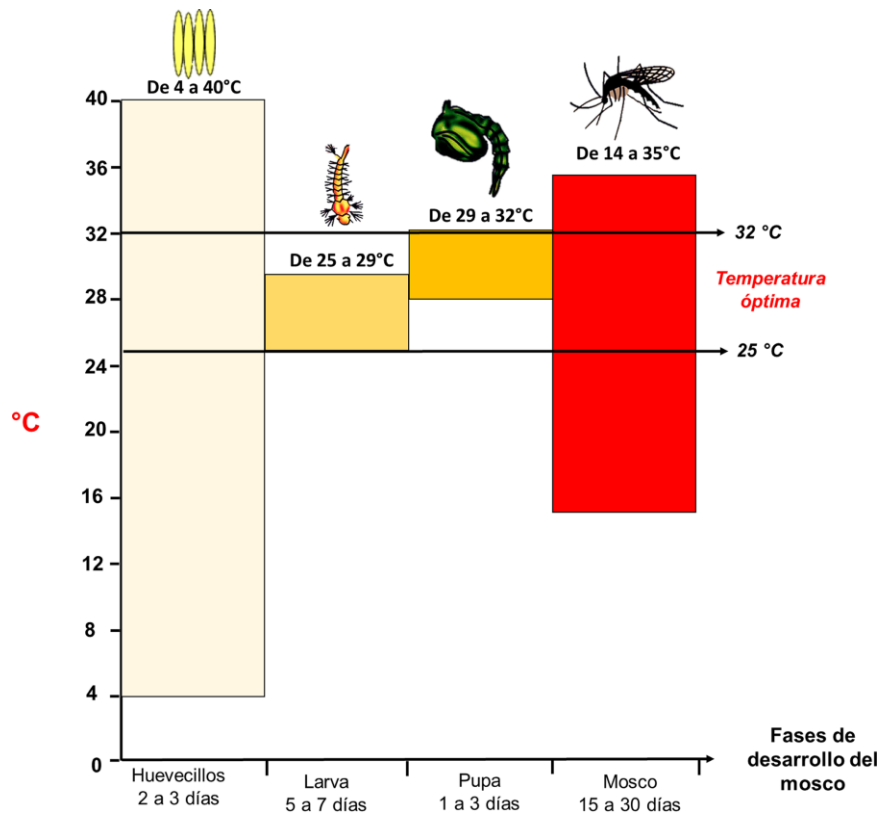


Figura 2.3 Rangos de temperatura óptima para el desarrollo del mosquito (Elaboración propia con información del CENAPRECE, 2015).

Adicionalmente se tiene que otra de las características del mosquito a considerar en la transmisión es el desplazamiento de vuelo, ya que pueden llegar a recorrer un radio promedio de 20 a 40 metros, pero dependiendo de sus necesidades de hospedaje y alimentación pueden recorrer hasta 400 metros o más alrededor de sus anidaciones (CENAPRECE, 2015).

La distribución de los mosquitos dependerá de las condiciones de su nicho, es decir el *Ae. aegypti* es más susceptible a manifestarse en áreas urbanas, debido al tipo de criadero, por ejemplo las piletas, cisternas, tinacos, tambos, pozos, llantas, cubetas, recipientes derivados de plásticos, además de los criaderos naturales como los huecos de los árboles, charcos, lagunas o ríos (Barrera-Cruz et al., 2016). Los factores que pueden contribuir a las anidaciones es la lluvia, temperatura y evaporación que son considerados abióticos y los bióticos se refieren a la competencia y depredación, ambos pueden influir en las etapas del ciclo de vida (Rey & Lounibos, 2015). Las variables ambientales juegan un papel importante dentro del desarrollo del mosquito, y estas pueden retrasar o adelantar cada una de las etapas de vida del mosquito.

2.4 Método de interpolación *Spline*.

Los estudios de clima pueden llegar a resultar complejos en su proceso de observación, ya que actualmente solo se tiene información en forma de puntos y estos puntos muestrales no siempre son suficientes para realizar un análisis para todas las ubicaciones dentro de un área de estudio, los SIG requieren en su mayoría información de superficie para permitir la manipulación de procesos modelados. Los métodos de interpolación, facilitan el valor de la ubicación dependiente, respecto de los valores vecinos con la aplicación de procesos geoestadísticos, que concluyen en modelos de superficie (Eastman, 2012). El empleo de cualquier tipo de interpolación dependerá del ajuste y requerimiento del trabajo a desarrollar (Díaz-Padilla et al., 2008).

En este caso, el método de interpolación se define como el proceso de estimación de las propiedades donde no hay ningún conjunto de valores observados. Estos interpoladores se dividen en exacto e inexactos, el primero se refiere al valor estimado correspondiente con el valor medido real en el punto de observación, y por otro lado el inexacto que se refiere a la forma en que el valor estimado no corresponde con el valor real medido en el punto de observación.

En lo que se refiere al método de interpolación spline fue utilizada para generar datos climáticos mundiales WorldClim (por sus siglas en inglés *World Clim Global Climate Data*) para crear imágenes de superficie con una resolución espacial de 1 kilómetro cuadrado, con base en la longitud, latitud en grados y altitud en metros, el método spline permite generar imágenes de superficie con base en el incremento y decremento de la elevación (Télez, Hutchinson, Nix, & Jones, 2011).

Por otra parte, la Universidad Nacional de Australia automatizó el método spline llamando al software ANUSPLIN. El paquete ANUSPLIN realiza un ajuste de las funciones tri-variadas de longitud, latitud, y altitud con el suavizado de datos thin plate smoothing spline, y se refiere a una generalización de la regresión lineal multivariada en la que sustituye el modelo paramétrico por una función de suavizado no paramétrica (M. F. Hutchinson et al., 2009; McKenney et al., 2011).

$$z_i = f(X_i) + b^T y_i + e_i \quad (i= 1, \dots,) \quad \text{Ec. 1}$$

X_i es un vector d -dimensional de spline de variables independientes, f es una función de suavizado de la X_i , Y_i es un vector de la co-variables independientes, b es un vector p -dimensional desconocido de coeficientes de la Y_i y cada e_i es el error medio independiente. La e_i es considerados como errores aleatorios que dan cuenta de un error de medición, así como las deficiencias en el modelo spline, y los efectos locales por la resolución de datos (M. F. Hutchinson et al., 2009; McKenney et al., 2011).

2.5 Método de clasificación climática.

El método de clasificación climática realizada por Vladimir Köppen (1936) es uno de los más utilizados para conocer las condiciones de clima a nivel mundial, como resultado se obtienen regiones, zonas y/o áreas climáticas (Santillán & Garduño, 2008). Este método ha tenido mejoras (Kottek, Grieser, Beck, Rudolf, & Rubel, 2006), ya que es un sistema complejo de climas que se basa en variables de precipitación y temperatura. Las categorías que ofrece, están relacionadas con la vegetación potencial de cada lugar. Estas relaciones permiten establecer proyecciones futuras de los cambios en el clima, además de estimar los posibles efectos sobre la vegetación natural, los cultivos y los ecosistemas (Gallardo, Gil, Hagel, Tejeda, & de Castro, 2013).

El sistema de clasificación climática de Köppen ha tenido adaptaciones, en el caso de México, Enriqueta García (García, 1987) modificó el método original de Köppen con la finalidad de describir de forma más detallada las condiciones del clima para el país (Santillán & Garduño, 2008).

La modificación de este método se realizó debido a que García (2004), menciona que una condición de clima está influenciada por otros factores y crean condiciones muy especiales en los cambios y distribución de los elementos climáticos. Por ejemplo, México se encuentra en una zona tropical y cuenta con una gran diversidad de climas, es por este motivo que la clasificación propuesta introdujo nuevas descripciones climáticas, ampliando sus características climáticas.

Modificaciones al sistema climático de Köppen.

Las designaciones del sistema climático de Köppen en muchos casos fueron inadecuadas para México, ya que estas asignaciones se realizaron con base en formaciones vegetales que se constituyen por zonas latitudinales en las que estas formaciones no coinciden con los tipos climáticos. Es por ello que García, (1987) realizó modificaciones, pero los grupos climáticos A, B, C, D y E se conservaron y tan solo se modificaron los subtipos. A continuación se muestra las condiciones del clima que presentaron modificación (Tabla 2.1).

Tabla 2.1 Modificación a la clasificación climática

Clima	Clima Vladimir Köppen	Clima Enriqueta García
Af	Clima selva	Clima caliente y húmedo con lluvias todo el año.
Aw	Clima sabana	Clima caliente subhúmedo con lluvias en verano
Bs	Climas de estepa	Climas secos o áridos

Bw	Climas de desierto	Climas muy áridos o muy secos
Cw	Climas sínicos	Climas templados subhúmedos con lluvias en verano
Cf	(Clima de las hayas, el Cfb y clima virginiano, el Cfa)	Climas templados húmedos con lluvias todo el año
ET	Clima de tundra	Clima frío

En cuanto a las designaciones del régimen de lluvias, se cambiaron por otras equivalentes, es decir esta asignaciones indican la ubicación de la estación lluviosa en relación con la estación cálida o fría, en lugar de como lo hace Köppen con la época seca (García, 2004).

El clima con invierno seco como lo denomina Köppen, se cambió por la designación de clima con lluvias verano, no importa que a veces el mes más lluviosos no se haya incluido exactamente en esta estación, en el caso de que no lo esté, puede indicarse usando los símbolos de Köppen: w' (mes más lluvioso desplazado hacia el otoño) o w'' (dos estaciones lluviosas separadas por una temporada seca corta en el verano y una larga en la mitad fría del año) (García, 2004).

Además Köppen aplicó el mismo criterio con el que denomino clima seco con verano seco "s" (por lo menos tres veces mayor cantidad de lluvia en el mes más húmedo de la mitad fría que en el año más seco), y en el que para México se modificó como climas de lluvias en invierno, no importando que el mes más lluvioso no esté a veces incluido exactamente en el invierno, pues cuando no lo esté se pueden usar símbolos de Köppen: s' se refiere a que el mes más lluvioso se desplazó hacia la primavera o s'' que indica que dos temporadas lluviosas en la mitad fría del año separadas por una seca corta en esta estación y una larga en el verano. De esta manera las condiciones de clima quedaron como se muestra en la siguientes tablas (2.2, 2.3, 2.4, 2.5) en que se muestra las características de cada clima y condición de cada factor climático (García, 2004).

Los valores de precipitación y temperatura presentados de forma anual son denominadas condiciones García (2004), que se encuentran en rangos determinados para un diagnóstico del clima, como se muestra a continuación.

Tabla 2.2 Tipos de clima.

Símbolos	Temperatura promedio mensual		Zonas	
	A	Més más caliente	Més más frío	De clima
>18°C		>18°C	Tropical lluvioso	Megaterma
B			Seco	Xerófito

C	>18°C	>0°C	Templado lluvioso	Mesoterma
D	>10°C	<0°	Frío lluvioso	Microterma
E	<10°	<0°	Polar	Hesquistoterma

Tabla 2.3 Condición de oscilación térmica.

Símbolo	Características	Tipo
i	Oscilación < 5°C	Isotermal
i'	Entre 5° y 7°C	con poca oscilación
e	Entre 7° y 14°C	extremoso
e'	Oscilación >14°C	muy extremoso

Tabla 2.4 Condición de precipitación.

Climas húmedos	Símbolo	Anual	del mes más frío	del mes más caliente
Muy cálido	A	Sobre 26°	Sobre 18°	
Cálido	A	entre (22° y 26°)	Sobre 18°	
Semicálido del grupo A	A(C)	entre (18° y 22°)	Sobre 18°	
Semicálido del grupo C		Mayor de 18°	entre 3° y 18°	sobre 6.5°
Templado con verano cálido	Ca	entre 12° y 18°	entre 3° y 18°	sobre 22°
Templado con verano fresco largo	Cb	entre 12° y 18°	entre 3° y 18°	entre 6.5° y 22°
Semifrío con verano fresco largo	C(b')	entre 5° y 12°	entre 3° y 18°	entre 6.5° y 22°
Semifrío con verano fresco corto	Cc	entre 5° y 12°	entre 3° y 18°	Además menos de cuatro meses con temperatura mayor de 10°
Frío	E(T)C	entre 2° y 5°	Sobre 0°	entre 0° y 6.5°
	E(T)	entre 2° y 5°	Sobre 0°	entre 0° y 6.5°
Muy Frío	EF	menor de 2°		menor de 0°

Tabla 2.5 Cimas Secas.

Climas secos B	Símbolo	Anual	del mes más frío	del mes más caliente
Cálido)	(h')	sobre 22°	sobre 18°	
(Cálido)	(h')h	sobre 22°	bajo 18°	
(Semicálido)	h'(h)	entre 18° y 22°	sobre 18°	
(Semicálido)	h	entre 18° y 22°	bajo 18°	
(Templado con verano cálido)	k	entre 18° y 22°	entre 3° y 18°	sobre 18°
(Templado con verano fresco)	k'	entre 18° y 22°	entre 3° y 18°	bajo 18°
(Semifrío)	(k'')	entre 5° y 12°	entre 3° y 18°	bajo 18°

2.6 Conceptos de hábitat, nicho ecológico y distribución potencial.

Actualmente el concepto para modelar el nicho ecológico y la distribución especies entran en disyuntiva, debido a que en gran parte de la literatura utilizan estos dos términos para el mismo fin, sin embargo son dos conceptos diferentes, debido a que el modelo de distribución de especies incluye etapas de estimación de nicho y una evaluación de la capacidad de dispersión (Peterson & Soberón, 2012). Respecto al modelo de nicho ecológico requiere de conexiones entre sus características ecológicas y la distribución geográfica de la especie (Peterson, 2006), la interacción de estas características, permite la estimar la presencia de la especie o lo que igual a la distribución de la especie con base en su caracterización del nicho ecológico.

Para una mejor definición, de acuerdo con Hutchinson (1957), el concepto general de modelo de nicho ecológico es definido como un “hipervolumen multidimensional donde se concentra un conjunto de condiciones bióticas y abióticas en las que una especie es capaz de persistir y mantener un tamaño poblacional estable”.

Muchas veces también el concepto de nicho ecológico es confundido con el de hábitat, sin embargo son diferentes, hábitat como tal es definido como una entidad en el espacio de forma tridimensional donde interactúa el aire, el agua y la tierra, además de incluir el ambiente físico y las especies vegetales y animales que lo ocupan (Rego et al., 2005), pero no necesariamente indica que esa interacción cumpla con la idoneidad para el desarrollo de cada una de las especies, cada especie requiere de cierta condición ambiental específica para su supervivencia (Smith, 2007).

Una propuesta para el entendimiento de nicho ecológico fundamental es realizada por (Soberón & Peterson, 2005), como diagrama de BAM donde los autores la definen la intersección de áreas donde una especie puede sobrevivir de acuerdo con sus características ambientales (figura 2.4); la región (A) integra las condiciones abióticas necesarias para que sobreviva y se desarrolle una especie, estas condiciones abióticas son independientes de la presencia y abundancia de la especie. En el área B se encuentran las variables bióticas, como la interacción con otras especies que contribuyen en algunas etapas de desarrollo, como depredadores. En la región (M) representa el área donde la especie ha sido accesible en todas las partes del mundo durante periodos relevantes (Barve et al., 2011; Soberón & Peterson, 2005).

En el esquema de BAM (figura 2.4) la intersección entre $A \cap B \cap M$ representa el nicho fundamental de la especie, sin embargo este concepto es difícil de generar debido a todas las variables que pueden interactuar en la presencia de la especie. Mientras que la distribución potencial es definida como la

interacción entre $A \cap B$ y la M la cual se encuentra restringida por los ambientes de una pequeña zona donde se ha registrado a la especie (Barve et al., 2011).

En el presente estudio, la presencia de la especie se restringió para la parte centro de México, es decir no se consideró toda la movilidad o accesibilidad (M) de la especie, por lo que no pueden considerarse un modelo fundamental de nicho pero si un modelo de distribución potencial. Esta restricción se realizó con base en los ambientes que presenta la zona de estudio e identificar cuales pueden favorecer la presencia de la especie para la región centro donde pueden ser áreas potenciales para la supervivencia del vector *Aedes aegypti*.

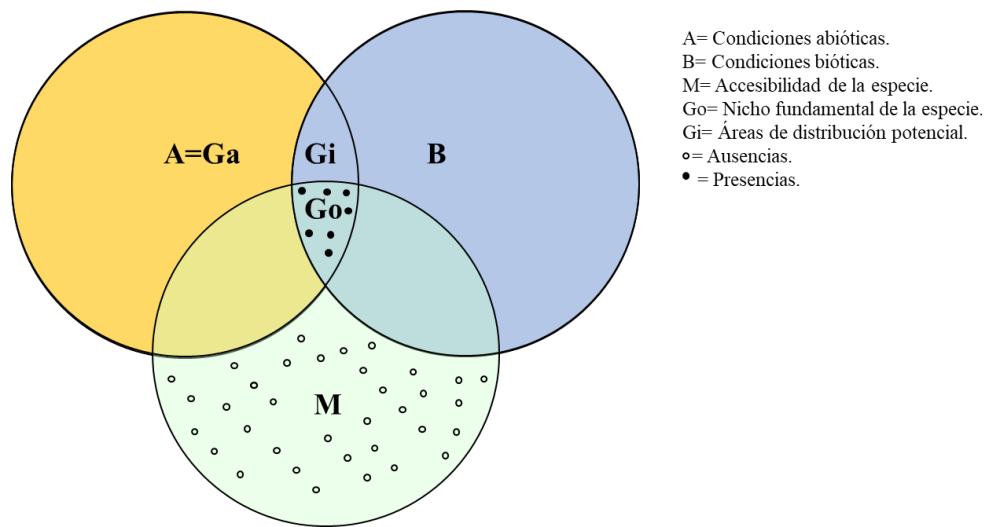


Figura 2.4 Identificación de áreas óptimas para una especie (Soberón & Peterson, 2005).

En este sentido, las aplicaciones de los modelos de distribución potencial de especies como son derivados de los modelos de nicho ecológico pueden ser diversas, por ejemplo es en el sector salud, debido a que las distribuciones de las enfermedades son estudiadas y analizadas en espacio y tiempo y tiene una relación con las variables ambientales (Cuervo-Robayo et al., 2017; Peterson & Soberón, 2012).

2.6.1 Modelo de distribución potencial bajo un enfoque de nicho con *MaxEnt*.

Los modelos generados con el método de la Máxima Entropía (*MaxEnt*) han resultado ser competitivos en comparación con los métodos de mayor rendimiento como *GARP* (*Genetic Algorithm for Rule Production*) y Mahalanobis entre otros, ya que su uso es diverso en cuanto a la distribución de especies aplicado con fines ecológicos, de conservación y bioseguridad (Elith et al., 2006), el método *MaxEnt* ofrece un mejor detalle al crear un modelo de distribución (Peterson, Papeş, & Eaton, 2007), debido a que la finalidad de *MaxEnt* es predecir la presencia de la especie en menos área.

El método de máxima entropía (*MaxEnt*), es el algoritmo que combina la estadística, máxima entropía y métodos bayesianos, cuyo propósito es estimar las distribuciones de probabilidad sujeto a restricciones dadas por la información ambiental (Phillips, Anderson, & Schapire, 2006; Candelario-Mejía et al., 2015). La ecuación maximiza la entropía manteniendo las medias de las variables considerando los sitios de entrenamiento y surge de la propuesta matemática de máxima entropía de Shannon, (1949), (Ec. 2).

$$H = - \sum_{i=1}^n f_i(x) \ln f_i(x) \quad \text{Ec. 2}$$

Dónde:

Σ : suma de todos los pixeles.

f_i : distribución de probabilidad desconocida (Entropía de la distribución).

X : Variable aleatoria en el espacio $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$.

\ln : logaritmo.

El método de máxima entropía de acuerdo con Phillips & Dudík, consiste en la estimación de la distribución verdadera de una especie, básicamente se expresa como una distribución de probabilidad π sobre un conjunto X de sitios del área de estudio. De esta forma π asigna un valor positivo a cada sitio X y los valores $\pi(x)$ suman 1. Las restricciones son con base en variables ambientales. Cabe mencionar que se requiere que la media de cada característica sea cercana al promedio empírico sobre los sitios de presencia, debido a que el conjunto de restricciones sub-especifica el modelo entre todas las distribuciones de probabilidad (Phillips & Dudík, 2008).

El objetivo del método, es optimizar la probabilidad del logaritmo esperado y solo el factor conocido sobre la verdadera distribución de π con base a un cierto conjunto de restricciones, por lo tanto el método garantiza el mejor rendimiento independiente de π aplicando la estrategia mínima, eligiendo la entropía máxima. De esta forma la ecuación se expresa de la siguiente manera (Phillips & Dudík, 2008) (Ec. 3).

$$P(y = 1|x) = \frac{P(x|y = 1)P(y = 1)}{P(x)} = \pi(x)P(y = 1)|X| \quad \text{Ec. 3}$$

De acuerdo con la estrategia en el muestreo $P(x) = 1/|X|$ para todo x . Donde $P(y = 1)$ es la prevalencia de la especie en el área de estudio. La cantidad de $P(y=1)|x$ es la probabilidad de la especie que se encuentre en el sitio x o pixel, el cual es definido como 0 o 1. Por lo tanto, P es proporcional a la probabilidad de presencia. Sin embargo, si sólo tenemos datos de ocurrencia, no podemos determinar la prevalencia de la especie, de esta manera en lugar de estimar directamente $P(y = 1|x)$ se obtiene π (Phillips & Dudík, 2008) (Ec. 4).

$$\pi_1 = \sum_{x=1}^n p(x) \times p(x|Y = 1) \quad \text{Ec. 4}$$

Dónde:

π_1 : es la proporción del área total ocupada por la especie.

$\sum_{x=1}^n p(x)$: Suma total de pixeles

$p(x|Y = 1)$: Probabilidad de la existencia de la especie en el pixel x

Adicionalmente, si no se cuenta con el dato que describe las ausencias, el método considera al background de la imagen como pseudoausencias, el cual estima otra probabilidad que relaciona a la $p(Y = 1|x)$, de tal manera que se aplica la regla de Bayes (Phillips et al., 2006) (Ec. 5):

$$P(Y = 1|x) = \pi_1 \frac{P(x|Y = 1)}{P(x)} \quad \text{Ec. 5}$$

Productos de salida de MaxEnt

Salida Cruda (*Raw output*).

Como salida principal de *MaxEnt*, es la función exponencial $q_{\lambda}(x)$ que asigna una probabilidad (denominado como valor raw), a cada sitio durante el modelo de entrenamiento. El valor crudo (raw) no es intuitivo para trabajar, es compleja la interpretación de estos valores proyectados, aplicando la q_{λ} a las condiciones ambientales, en sitios no usados durante el modelo de entrenamiento. Los valores sin procesar dependen de la escala, es decir la agregación de más datos de *background*, produce datos

crudos más pequeños, ya que se deben sumar uno sobre otro número mayor de puntos (*background*). Los valores crudos generalmente se convierten en formato acumulativo (Phillips & Dudík, 2008b).

El formato acumulativo se define en tasas de omisión predichas por la distribución q_λ , se debe considerar de 0 a 1 las reglas de predicción que limitan las salidas de datos crudos a un nivel de P. Cada umbral de datos crudo p es transformado dentro de un porcentaje de omisión $c(p)$ predicho por q_λ para la regla correspondiente (Phillips & Dudík, 2008b) (Ec. 6).

$$c(p) = 100 \sum_{x; q_\lambda(x) \leq p} q_\lambda(x) \quad \text{Ec. 6}$$

Por lo tanto, si la predicción es de 0 a 1 a partir de la distribución q_λ usando un umbral acumulativo de c , la tasa de omisión es $c\%$ para sitios de prueba extraídos de q_λ . El formato acumulativo es independiente de la escala y se interpreta más fácilmente cuando se proyecta, pero no es necesariamente proporcional a la probabilidad de presencia (Phillips & Dudík, 2008; Phillips et al., 2006).

Salida Logística (*Logistic output*).

Otro producto de salida, es la regresión logística y se refiere a la estimación de la probabilidad p ($Y = 1|z$). Además se define el valor de r =la entropía relativa de $f(z)$, esta se estima con los puntos del background. Por medio de la siguiente ecuación se calcula el logistic output (Phillips & Dudík, 2008) (Ec. 7).

$$p(Y = 1|z) = \frac{te^{\beta \cdot x - r}}{1 - t + te^{\beta \cdot x - r}} \quad \text{Ec. 7}$$

De esta forma, el logistic output, calcula la probabilidad de que la especie esté presente en cada pixel x , respecto a cada combinación ambiental z , por lo que no genera nueva información de la especie, únicamente convierte los valores de $p(x|Y = 1)$ a una nueva escala (Phillips & Dudík, 2008). Cabe mencionar que este resultado fue el que se consideró en el presente trabajo de investigación.

2.6.2 Curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*).

Con la finalidad de identificar buenas predicciones del modelo, surge una matriz de confusión (tabla 2.6), la cual expone las presencias y ausencias previstas y que se relacionan con un estado conocido como presencia o ausencia observada (Fielding & Bell, 1997).

Tabla 2.6 Matriz de confusión.

Predicción	Presencia observada	Ausencia observada
Presencia	a	b
Ausencia	c	d

Donde:

a=Presencias correctamente predichas

b=Falsos positivos

c=Falsos negativos

d= Ausencias correctamente predichas

A partir de esta matriz de confusión surgen diferentes parámetros para generar la curva ROC (Peterson, Papeş, & Soberón, 2008), como las que se describen a continuación (tabla 2.7):

Tabla 2. 7 Parámetros de la curva ROC (Peterson, Papeş, & Soberón, 2008).

Error de comisión: que es la proporción de presencias no predichas.	$O = \frac{c}{a + c}$
Sensibilidad: indica si el modelo está prediciendo correctamente una presencia.	$S = 1 - \frac{c}{a + c} = 1 - O$
Especificidad: Proporción de ausencias no predichas.	$E = \frac{d}{b + d}$
Error de comisión: Evalúa la predicción del modelo en relación a las ausencias.	$C = 1 - \frac{d}{b + d} = 1 - E$

Uno de los métodos más utilizados para la evaluación de modelos predictivos es el área bajo la curva de características operativas del receptor (ROC) o conocida como AUC (figura 2.5). Este método estándar describe la tasa de identificación correcta de presencias (la sensibilidad frente a la especificidad o de la razón o ratio de verdaderos positiva). Es importante mencionar que en todo gráfico hay una diagonal de referencia que va del punto 0,0 al 1,1, normalmente representa el modelo

aleatorio. Esta diagonal sería el resultado si para diferentes valores de umbral se utilizara un mismo clasificador aleatorio (Lobo, Jiménez-Valverde, & Real, 2008; Peterson et al., 2008).

La Curva ROC se forma con los valores de umbral (dependiendo si ese punto es de ausencia o de presencia) con una unión de puntos, donde corresponden en el eje Y a la sensibilidad y en el eje X a la especificidad (1-especificidad), a medida que este valor se acerca a 1 indica un buen rendimiento del modelo, los ejes presentan valores que van de los 0 a 1 (0 a 100%). Como resultado de la gráfica o curva ROC va formando el estadístico AUC (*Area Under the Curve*) que es el área total bajo la curva. El valor de la diagonal o clasificador aleatorio es de 0.5 (figura 2.5) (Peterson, Papeş, & Soberón, 2008).

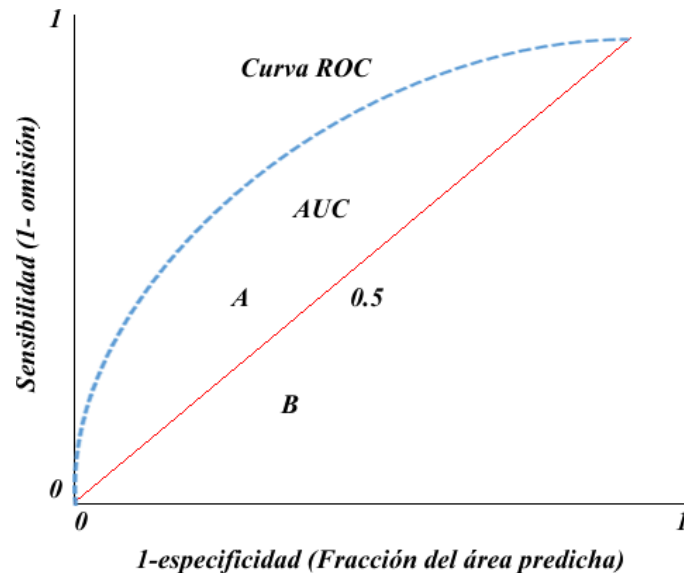


Figura 2.5 Curva ROC normal (Peterson, Papeş, & Soberón, 2008; Lobo, Jiménez-Valverde, & Real, 2008; Peterson et al., 2008).

Debido al uso que ha tenido este método estadístico en gran parte de los estudios de nicho ecológico, puede presentar diversos problemas como resume el rendimiento de la prueba en regiones del espacio ROC, en el que uno raramente operaría, valora errores de omisión y comisión por igual, no proporciona información sobre la distribución espacial de los errores del modelo y la extensión total en la que se llevan a cabo los modelos influye en gran medida en la tasa de ausencias bien pronosticadas y en la puntuaciones de AUC (Lobo et al., 2008; Peterson et al., 2008).

ROC parcial.

Por lo anteriormente descrito, se desarrolló la ROC parcial, donde se busca proporcionar una base más firme para la evaluación de predicciones a partir de modelos de nichos ecológicos. La ROC parcial representa en las abscisas únicamente el área total predicha por el algoritmo, es decir el rendimiento sobre la proporción del área predicha. En este caso, E es el error que se tolera de las omisiones, por lo que no se considera toda el área de la curva completa, más bien el área comprendida de $(A + B)/B$ con una buena selección de presencias y ausencias al azar dando como resultado 1 ($(A+B)=B$) con la finalidad de identificar las presencias de ausencias (Figura 2.6) (Peterson et al., 2008).

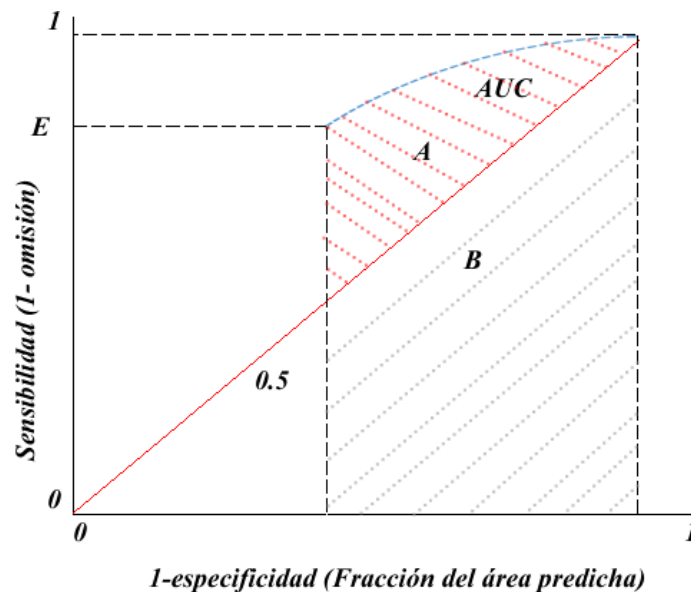


Figura 2.6 ROC parcial (Peterson et al., 2008).

En términos generales este método evita la supuesta subjetividad en el proceso de selección de umbral, cuando los puntos de probabilidad continua se convierten en variables de presencia-ausencia binaria, con la finalidad de resumir el rendimiento general del modelo sobre todos los umbrales posibles (Lobo et al., 2008).

Relación de AUC (AUC ratio).

En cuanto al AUC ratio (figura 2.7), indica la diferencia de la porción predicha de la curva ROC respecto al modelo aleatorio, en este caso si el valor fuera $AUC_p=1$ y el del modelo aleatorio $AUC_p=0.5$, se divide el $1/0.5$ dando como resultado 2, por lo que el valor de AUC_p entre más se aleje

del aleatorio AUC_{rp} se considera un buen modelo ($AUC_{ratio} > 1$) (Lobo et al., 2008; Peterson et al., 2008).

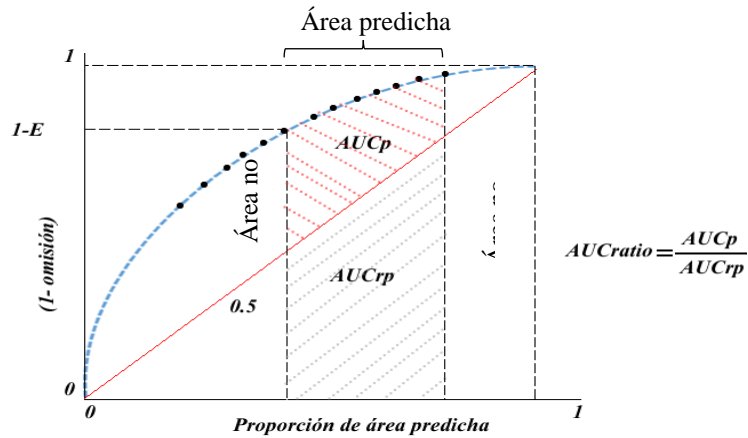


Figura 2.7 AUC ratio (Lobo et al., 2008; Peterson et al., 2008).

2.7 Cálculo de la humedad relativa.

Actualmente para obtener los valores de humedad del ambiente, es necesario recurrir a instrumentos de medición, sin embargo eso implicaría un muestreo en situ o por estaciones, y muchas veces es complicado recabar dichos datos por el área de estudio tan extensa, pero se puede recurrir a métodos matemáticos para estimar la humedad, sin mencionar que gran parte de los estudios ocupa datos de humedad registrados por estaciones climatológicas. La FAO ha publicado un manual de guías para la determinación de requerimientos de agua de los cultivos (Allen, Pereira, Raes, & Smith, 2006), donde propone una forma de calcular la humedad, a continuación se muestra la ecuación (Ec. 8).

$$HR = \frac{e_a}{e^0} * 100 \quad \text{Ec. 8}$$

Dónde:

HR: Grado de saturación del aire.

e_a : Presión real de vapor.

$e^0(T)$: Presión de saturación de vapor a la misma temperatura (T).

Para calcular e^0 se requiere de registros de temperatura promedio, la cual se describe en la ecuación (Ec. 9). Sin embargo debido a que en este trabajo realizado no se obtuvieron datos disponibles de humedad se llevó a cabo una estimación de la presión real de vapor (e_a), si se asume que la temperatura de rocío es similar a la temperatura mínima, es decir que al amanecer (salida del sol) la temperatura

del aire está casi saturado con vapor de agua y la humedad relativa se encuentra alrededor del 100%. En este caso la T_{\min} representó la $T_{\text{rocío}}$, por lo que la ecuación se representa en la ecuación (ec. 10):

$$e^0 = 0.6108 * \exp\left(\frac{17.27 * T}{T + 237.3}\right) \quad \text{Ec. 9}$$

Dónde:

e^0 =Presión de saturación de vapor a la temperatura del aire, T[kPa]

T= temperatura del aire [°C]

Exp [..] = 2.78183 (base del logaritmo natural) elevado a la potencia [..]

$$e_a = 0.611 * \exp\left(\frac{17.27 * T_{\min}}{T_{\min} + 237.3}\right) \quad \text{Ec.10}$$

Dónde:

e_a =Presión real de vapor [kPa]

Tmin= temperatura mínima del aire [°C]

2.8 Cálculo de índice Kappa.

El índice kappa expresa la proporción del acuerdo observado menos el esperado por lo tanto el denominador es la diferencia entre un total acuerdo y la proporción esperada al azar (Ec. 11).

Los resultados van de 0 a 1, donde más se acerque a 1 la concordancia es perfecta y si el valor es cercano a 0, indica que no hay concordancia y por tanto la proporción esperada por azar es igual la proporción observada (Cerde & Villarroel del, 2008).

El índice kappa (k) ajusta el efecto del azar en la proporción de la concordancia observada y es definida de la siguiente manera (Cortés-Reyes, Rubio-Romero, & Gaitán-Duarte, 2010):

$$Kappa = \frac{P_0 - P_e}{1 - P_e} \quad \text{Ec.11}$$

Dónde:

P_0 : es la proporción de concordancia observada.

P_e : es la proporción de concordancia esperada por azar.

$1 - P_e$: es la concordancia máxima posible no debida al azar.

2.9 Escenarios climáticos

La preocupación por el incremento de la temperatura global ha propiciado el interés de conocer las posibles alteraciones del clima en un futuro, el cual es denominado como una proyección climática. Esta proyección se construye a partir de escenarios climáticos que se definen como *“una representación plausible y a menudo simplificada del clima futuro, basada en un conjunto internamente coherente de relaciones climatológicas, que se construye para ser utilizada de forma explícita en la investigación de las consecuencias potenciales del cambio climático antropogénico y que sirven a menudo de insumo para las simulaciones de los impactos”* (IPCC, 2013).

Los cambios en el clima son ocasionados por actividades antropogénicas ocasionado los forzamientos radiativos ($W m^{-2}$), que son definidos como *“las variaciones del flujo radiativo en la tropopausa o en la parte superior de la atmósfera, debida a un variación del causante externo del cambio climático”*. Esta variación puede darse por la combinación entre las concentraciones de dióxido de carbono y la radiación solar, dando como resultado un escenario dadas ciertas condiciones (IPCC, 2014; Stocker et al., 2013).

Por lo anteriormente descrito en el tercer y cuarto reporte del IPCC se publicaron los informes especiales sobre escenarios de emisión (por sus siglas en inglés SRES), en el que se generaron proyecciones de cambio climático y se formaron cuatro grupos denominados A1, A2, B1 y B2 los cuales consideraron diversos factores (demográfico, económico y tecnológico) causantes del efecto invernadero (IPCC, 2013).

Entre el año 2013 y 2014 se publicó el quinto informe del IPCC (AR5) el cual tiene como objetivo principal incrementar la concientización sobre el cambio climático dando más claridad en diferentes aspectos en comparación con los informes anteriores (IPCC, 2013). Este quinto reporte retomó como base el Proyecto de Intercomparación del Modelo Acoplado, fase 5 (CMIP5) el cual presentó mejoras en la disponibilidad de datos en las comunidades de carácter científico. El CMIP5 es considerado el

más actual y fue dividido en dos categorías que son I) Predicciones por décadas, II) simulaciones a largo plazo (Flato et al., 2013; Taylor, Stouffer, & Meehl, 2012), además de que los del CMIP5 proporcionados por el IPCC fueron sujetos a control de calidad (IPCC, 2017).

El AR5 presenta las trayectorias representativas de concentración (RCP, por sus siglas en inglés) con base en las emisiones antropogénicas, omitiendo los fenómenos naturales como el metano CH₄ y el nitrógeno N₂O. Los escenarios climáticos estiman el forzamiento radiativo total calculado a partir del año de 1750 para diferentes escalas de tiempo hasta llegar al 2100. El forzamiento radiativo es un proceso de alteración en el balance energético del sistema climático global, cada una de estas trayectorias cumple con diferentes concentraciones de carbono (CO₂), debido a la cantidad de forzamiento radiativo contenido en cada uno de los escenarios (IPCC, 2013).

En este contexto, se puede considerar que el RCP 2.6 representa un escenario de mitigación, el RCP 4.5 y el 6.0 es un escenario de estabilización y el RCP 8.5 es el escenario que presentan los niveles más altos de concentración de gases de efecto invernadero (IPCC, 2013; IPCC, 2014a; (Van Vuuren et al., 2011) (tabla 2.8).

Tabla 2.8 Trayectorias RCP (escenarios de emisión).

Escenario climático	Forzamiento radiativo total	Co² en 2010	Descripción
RCP 2.6	2.6 W/m ²	421 ppm	Escenario más optimista, producción de bio-energía y reducción de un 40 % de las emisiones de metano
RCP 4.5	4.5 W/m ²	538 ppm	Reducción de emisiones, programas de reforestación y reducción de cultivos
RCP 6.0	6.0 W/m ²	670 ppm	Fuerte dependencia de los combustibles fósiles y emisiones de metano estables
RCP 8.5	8.5 W/m ²	936 ppm	Escenario más pesimista, no incluye cambio de leyes para reducir las emisiones

2.10 Modelos de circulación general acoplados océano-atmósfera.

La forma de estimar las proyecciones climáticas es por medio de los Modelos de Circulación Global (MCG), los modelos son representaciones de procesos físicos en la atmósfera, el océano, la criósfera y la superficie terrestre y actualmente es la información más completa en la simulación del sistema

climático global al aumentar las concentraciones de gases de efecto invernadero (Flato et al., 2013; IPCC, 2014).

Los MCG consideran diversos niveles de complejidad, dimensión y resolución espacial por lo que cualquier modelo utilizado en el ámbito científico puede facilitar la resolución de problemas por lo que ningún modelo puede considerarse mejor que otro todo, y dependerá del enfoque con el que se desea trabajar. Estos modelos se realizan con diversos componentes del sistema climático como el medio ambiente químico y biológico, vegetación y una bioquímica oceánica (IPCC, 2014).

Los MCG son aproximadamente 20 y son generados por diversos países e instituciones internacionales de investigación científica, considerando diferentes factores para su realización. Al trabaja con MCG dentro de un análisis, siempre se debe considerar que no todos los países presentan las mismas condiciones, por ello se debe realizar una revisión detallada que permita identificar cual se ajusta mejor a las condiciones de la zona en cuestión (IPCC, 2013).

De acuerdo con el INECC, en México existen 4 modelos (tabla 2.9) considerados como los mejores para identificar ciclones tropicales, ya que por ser globales muchas veces es difícil simular estos fenómenos (Cavazos et al., 2013). El CNRM-CM5 fue el modelo que se seleccionó para trabajar con los escenarios, debido a que fue el único que cubría la zona de estudio de forma espacial y temporal (Fernández-Eguiarte, et al., 2015).

Tabla 2.9 Descripción de modelos climáticos.

Modelo	Centro de modelación	Resolución
CNRM-CM5/Francia	Metéo-France/Centre National of Recherches	1.4° x 1.4°
HadGem2-ES/Reino Unido	Hadley Center for climate prediction and research/Met office, United Kingdom	1.8° x 1.2°
MPI-ESM-LR/Alemania	Max Planck Institute for Meteorology, Germany	1.8° x 1.8°
MRI-CGCM3/Japón	Meteorological Research Institute, Japan	1.1° x 1.1°

Capítulo 3

Metodología

3. Metodología

3.1 Zona de estudio.

La zona que se eligió para realizar el estudio, fue la parte centro de la República Mexicana, que comprende en su totalidad al Estado de México (36%) con 22.389 km² y a la Ciudad de México (2.4%) con 1,485 km², y porciones de los Estados colindantes como Hidalgo (13.6%), Tlaxcala (1.6%), Morelos (7.9%), Guerrero (12.4%), Michoacán de Ocampo (11.2%), Guanajuato (3.3%), Querétaro (2.3%) y Puebla (9.3%), en conjunto presentan un área de 62,172 km². La zona de estudio presenta una población total de 30,159,431 habitantes y representa el 25.2% del total nacional, con una densidad de población de 485.1 hab/km², siete veces más en comparación con la densidad a nivel nacional que es de 61 hab/km² (INEGI, 2015).

Desde el punto de vista geográfico, el área de estudio tiene límites extremos de 18°22'8.02" y 20° 16'48.918" de latitud norte, mientras que su longitud se encuentra en -98°36' 33.60" y -100° 36' 36.05" del hemisferio oeste para el par de coordenadas (figura 3.1).

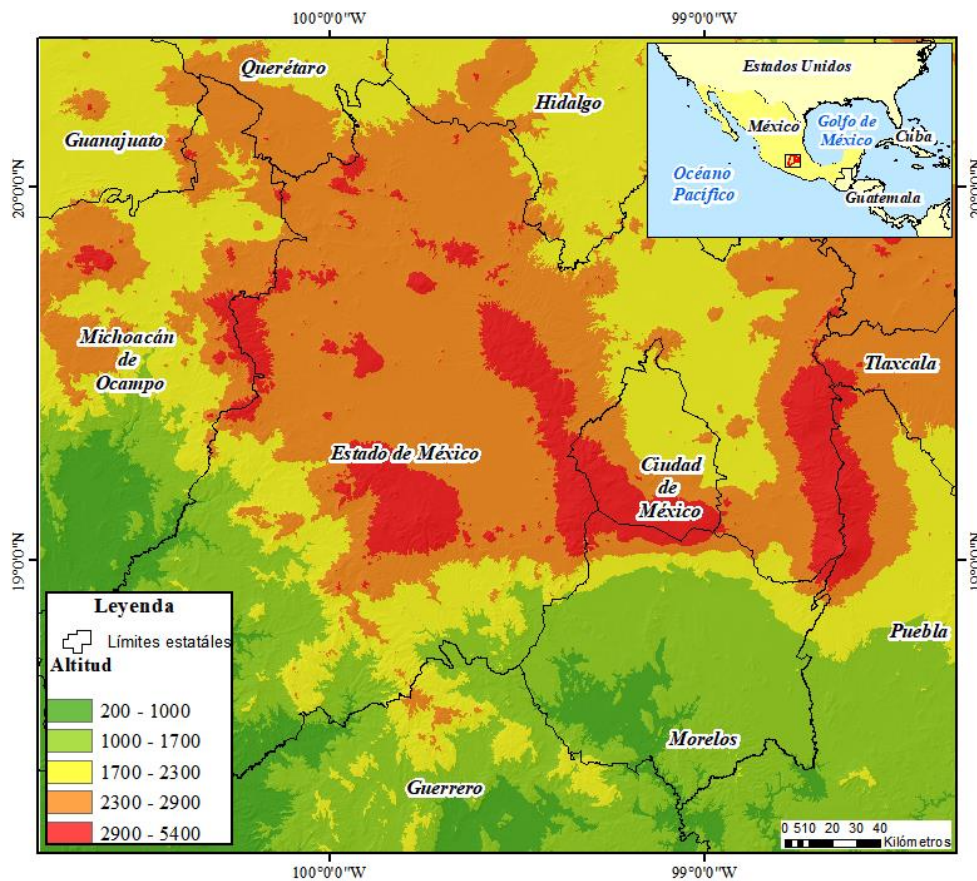


Figura 3.1 Zona de estudio.

3.2 Desarrollo metodológico.

La metodología se describe en cinco etapas, que consisten en, (1) la revisión de literatura acerca de las características generales del ciclo de vida del mosquito para conocer los climas favorables para su distribución y desarrollo. Como etapa (2) se recolectaron datos de casos de dengue y registros de la especie para el altiplano central mexicano. En la etapa (3) consistió en la generación de superficies climáticas y clasificación climática para realizar su vinculación con la presencia de casos. Para la etapa (4) se generó un modelo de distribución potencial del *Aedes aegypti* para la identificación de áreas propicias a la transmisión del dengue. Finalmente en la etapa (5) se proyectó este comportamiento en un escenario estable (RCP 4.5) y el otro en crecimiento (RCP 8.5) para diferentes periodos de tiempo (2050 y 2070), (figura 3.2).

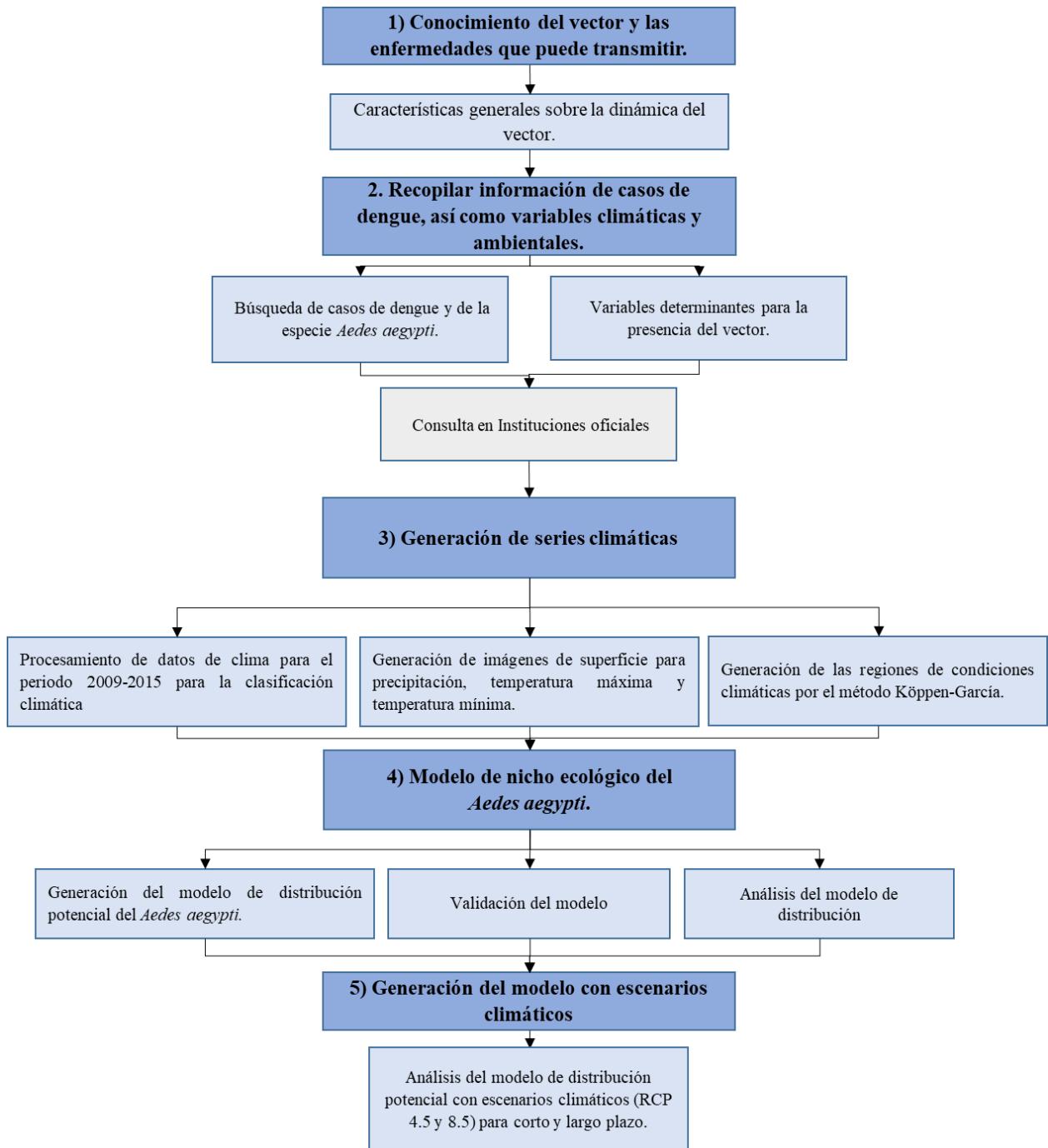


Figura 3.2 Esquema metodológico.

3.3 Búsqueda de información y características específicas del virus

Como primera parte de la investigación, se procedió a la búsqueda de información y consulta con expertos para el conocimiento de las características de desarrollo del vector y las enfermedades que puede transmitir, dando respuesta a preguntas como ¿cuáles son las etapas del ciclo de vida del vector y las condiciones económicas y climáticas en las que puede favorecer su desarrollo?, ¿qué factores

son los que detonan el desarrollo del vector?, las cuáles se incluyeron como parte del fortalecimiento de los antecedentes.

Así mismo permitió reconocer que las áreas de transmisión se pueden identificar bajo un enfoque climático específicamente y por otra parte se puede relacionar las características de nicho del agente transmisor, que en este caso se generó un modelo con base en sus características que influyen en su presencia y desarrollo.

3.4 Recopilación de información en salud e indicadores ambientales.

3.4.1 Obtención de datos de casos de dengue clásico y hemorrágico.

Esta etapa consistió en realizar visitas a instancias oficiales como el Instituto de Salud del Estado de México y a nivel federal en la Dirección General de Epidemiología y el Centro Nacional de Programas Preventivos y Control de Enfermedades (CENAPRECE) de la Secretaría de Salud (SSA), con el propósito de identificar a los responsables del estudio en la distribución de casos de dengue y del mosquito *Ae. aegypti* en México, y plantearles la propuesta de investigación para facilitar la obtención de datos de dengue.

Por parte del ISEM se obtuvo información tabular de casos por localidad a nivel estatal para el periodo 2009 a 2015. Los datos de dengue por localidad se les agregaron su georreferenciación para su importación y espacialización en la plataforma TerrSet, lo que permitió un análisis exploratorio de los casos de dengue para identificar la ubicación de los registros y cuales presentan el mayor número de casos. Esto como un primer análisis resaltando las condiciones que se asocian de mejor forma con la presencia de casos.

En la Dirección General de Epidemiología (DGE), se obtuvieron registros de casos de dengue a nivel nacional para el periodo 2009 a 2015 a nivel país, lo que permitió completar los casos registrados en toda la zona de estudio, esta base de datos se estructuró por localidad debido a que el nivel de detalle que se tenía en la base de datos se encontró por identificador de domicilio pero no todos los registros tenían este dato.

3.4.2 Presencia de la especie *Ae. aegypti*.

Desde el punto de vista ecológico, se obtuvo la distribución del vector *Ae. aegypti* a partir de información de presencia, combinando 2 fuentes de datos con la finalidad de tener información suficiente para su modelación. La primer fuente se obtuvo de la dirección de epidemiología del

Instituto de Salud del Estado de México, de un muestreo entomológico realizado en el 2011 y 2012 (Figura 3.4A), en el que se identificaron 81 puntos con presencia de mosquito. Sin embargo se puede observar un sobre muestreo muy marcado (elipsoides dentro de la figura 3.4A) en los municipios de Sultepec, Zacualpan, Tonalico y Malinalco. Por lo tanto para eliminar el efecto de la autocorrelación espacial (aglomeración de puntos) entre los registros y que estos no afectaran al modelado de nicho dada una sobre estimación regional por la acumulación de valores de aptitud en dominancia y bajo el supuesto de que el ambiente de la especie se encuentra en esa acumulación de puntos (Segurado, Araujo, & Kunin, 2006; Yañez-Arenas et al., 2017), se creó una rejilla de 15x13 cuadros en la zona de estudio, cada uno de aproximadamente 320 km², con la finalidad de seleccionar un registro por cada cuadro y así eliminar el efecto de la dependencia o similitud entre puntos (Peterson, 2014) (Figura 3.4B), quedando al final únicamente 15 puntos no correlacionados espacialmente.

Por otro lado, considerando que se quiere modelar la distribución potencial de la especie, no es aconsejable definirlo a partir de un límite administrativo y utilizar únicamente la información del Estado de México, por lo que se decidió ocupar una segunda fuente de datos, que es el inventario de registros de especies de la Global Biodiversity Information Facility GBIF.org (2017) GBIF Occurrence Download (doi.org/10.15468/y2rff2). La base de datos (*.csv) es generada desde el portal, donde se ubicaron 70 registros para la zona de estudio, de los cuáles 65 (91%) se obtuvieron durante la década de 2004 a 2014, es decir la mayoría de los registros son relativamente recientes, se eliminaron 5 registros, 4 por ser los más antiguos y 1 porque no contaba con el año de obtención (figura 3.3). Además, se observó que los meses de mayor frecuencia en el muestreo se presentan de mayo a octubre.

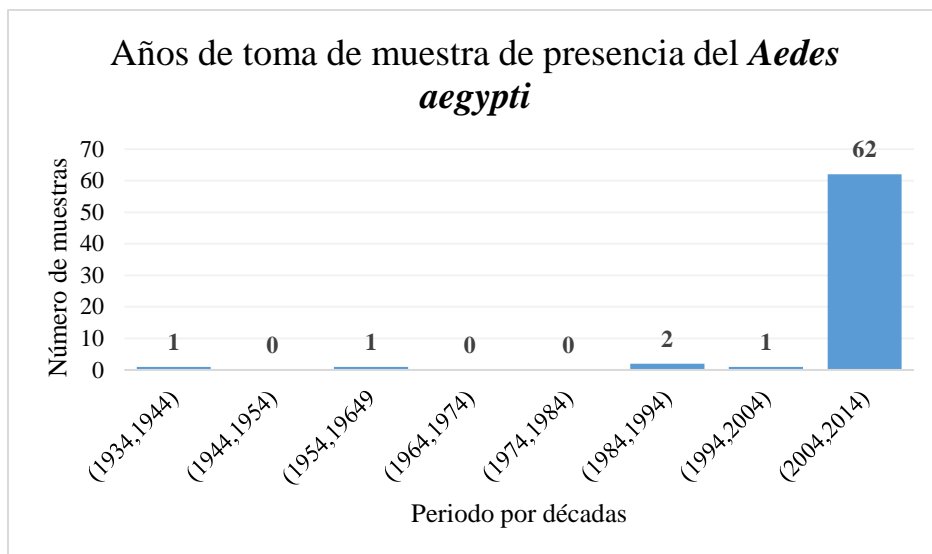


Figura 3.3 Años de registro de mosquito por décadas.

Dentro de la zona de estudio, las presencias de mosquitos se ubican en orden de importancia, en los Estados de Morelos, Estado de México, Guerrero, Michoacán, Guanajuato, y solo 1 registro en la ciudad de México (figura 3.4C, marcado en círculo rojo) como uno de los puntos aislados con mayor incertidumbre en el inventario, y que se decidió no considerar para fines de la modelación. Cabe mencionar, que para esta información no se seleccionaron puntos dentro de la rejilla, dado que, en las zonas de mayor acumulación presentados en la entidad de Morelos, los registros se manifestaron en diferentes años.

En la figura 3.3D se refiere a la fusión de los registros de ambas fuentes (GBIF-ISEM), quedando un total de 80, de los cuales, 15 se seleccionaron del muestro del ISEM y 65 puntos del inventario GBIF, registros que se incluyeron en el modelo de la distribución de la especie.

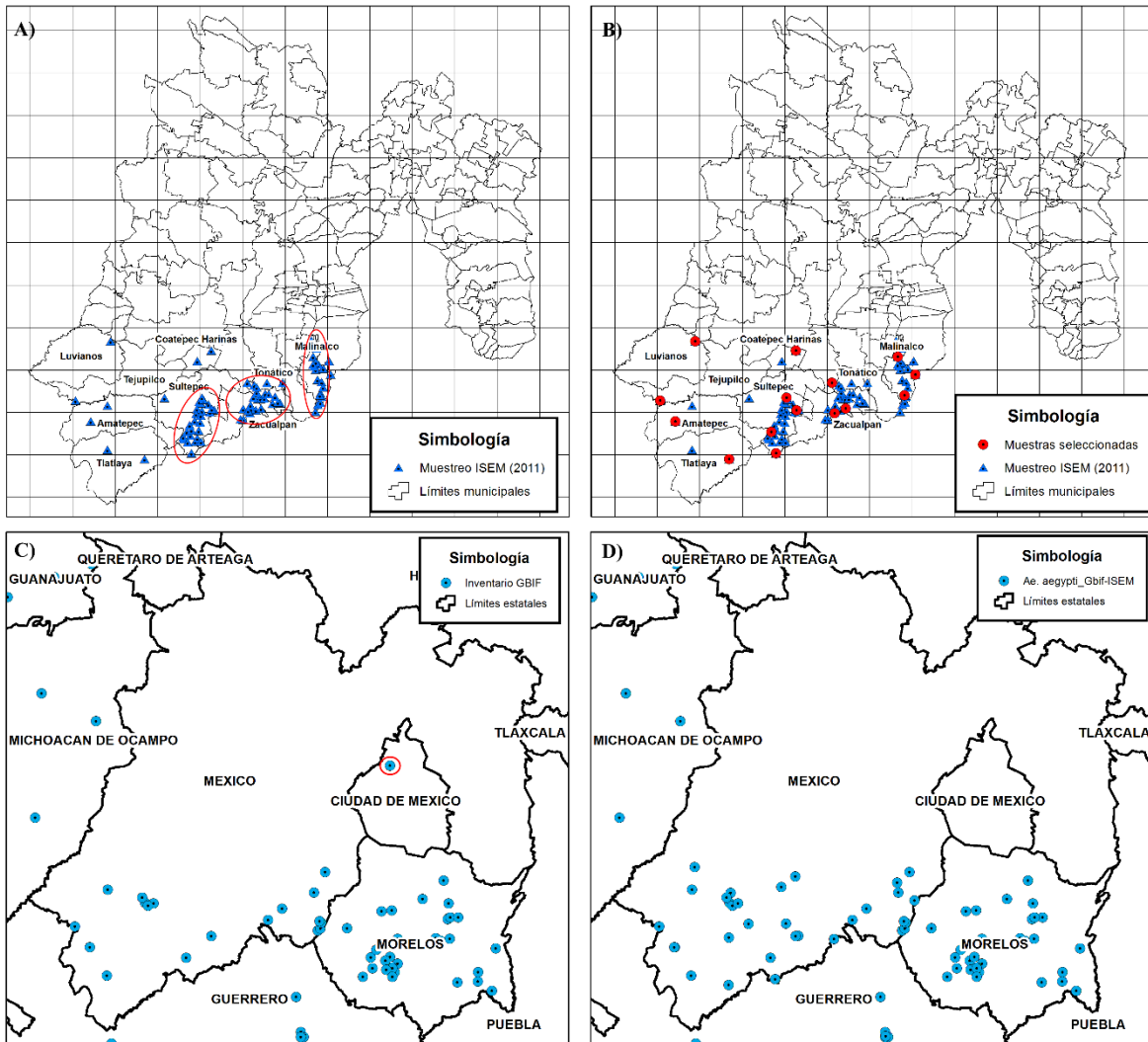


Figura 3.4 A) Muestreo entomológico del 2011 por parte del ISEM, B) Selección de puntos no correlacionados espacialmente, C) Inventario de datos de presencia del mosquito *Ae. aegypti* (GBIF), y D) Unión de los registros pre-procesados GBIF-ISEM.

3.4.3 Preprocesamiento para la identificación de casos de fiebre por dengue importados.

Las bases de datos de fiebre por dengue tanto del ISEM como de la DGE fueron homogéneas en el periodo, ambas del 2009 a 2015 además del número de casos presentados en el Estado de México con 2254 casos confirmados de fiebre por dengue, mientras que, a nivel nacional para el mismo periodo se han presentado 199,578 casos de FD (figura 3.5). En cuanto a los casos en toda la zona de estudio, sin considerar el límite administrativo, fue de 14320, que representa un 7% aproximadamente del total nacional, pero con la zona más densamente poblada que el resto del país, con más de 485.1 hab/km².

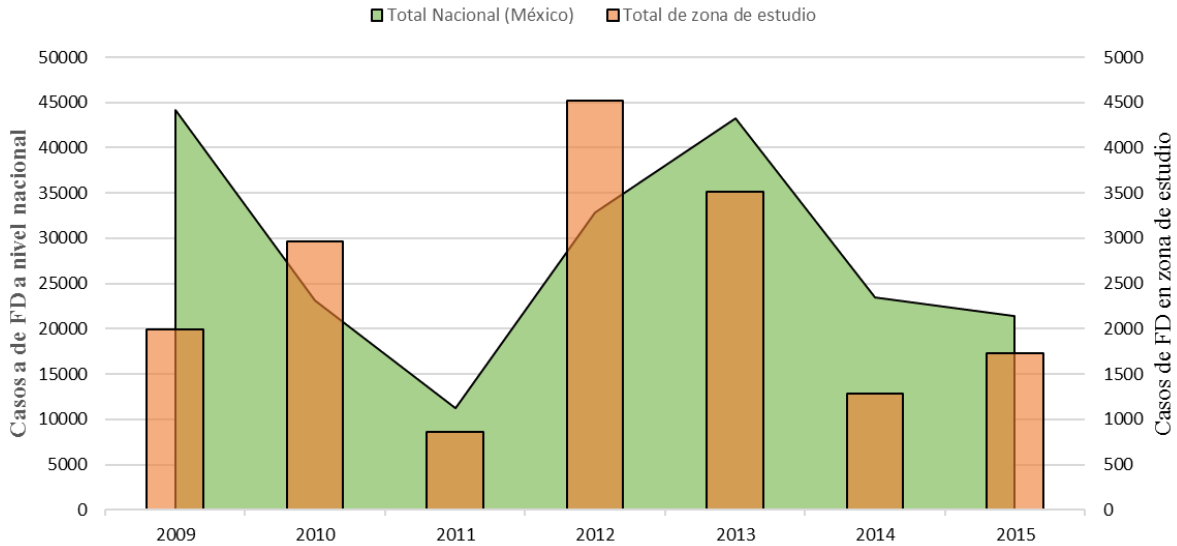


Figura 3.5 Casos confirmados de fiebre por dengue a nivel nacional y zona de estudio (2009-2015).

En toda la zona de estudio se registraron 891 localidades con presencias de casos, sin embargo, los casos están distribuidos espacialmente en todo el Estado de México, Ciudad de México, Morelos y porciones de Guerrero, Puebla, Michoacán, Guanajuato y Querétaro, zonas dónde es conocida la ausencia del mosquito dada sus condiciones climáticas no favorables (templado a seco semiárido) para el ciclo de vida del agente transmisor, lo que lleva a suponer la presencia de casos importados. Desafortunadamente en el reporte de casos de dengue, regularmente se documenta si el caso es sospechoso o confirmado, pero no se documenta si es importado o nativo, lo que dificulta su identificación y análisis por la incertidumbre que genera.

Si se desea relacionar la distribución potencial de la especie con casos de enfermedad, es necesario analizar la información y su distribución. Como se mencionó anteriormente en la actualidad no hay documentación acerca de criterios o lineamientos para la identificación de casos importados sin embargo, desde el punto de vista epidemiológico para considerar a una zona como erradicada de enfermedades (incluidas las transmitidas por vectores), se basa en la tasa de enfermedad, el tiempo con ausencia de casos en años consecutivos (OPS y OMS, 2017b), así como haber visitado áreas epidémicas o endémicas previas al inicio de los síntomas, este último requisito es difícil conocerlo dado que en el reporte de los casos no se documenta de manera adecuada la información, por lo que para este tercer criterio se consideraron las regiones climáticas con condiciones no aptas para el desarrollo del vector *Ae. aegypti* mostradas en la figura 3.6.

Es importante mencionar, que no únicamente la tasa y los años consecutivos sin casos $\mathbf{R} \cap \mathbf{T}$ son suficientes para identificar casos importados, dado que se observó que las localidades con casos en la

porción centro-norte en la zona de estudio con ausencia de mosquito, responden de manera proporcional a la aparición de los casos en la parte sur, en tiempo y número, por lo que se volvió muy importante incluir como tercer criterio las condiciones térmicas (C). Por lo tanto, los casos importados se encuentran en la zona de intersección $R \cap T \cap C$ (figura 3.6).

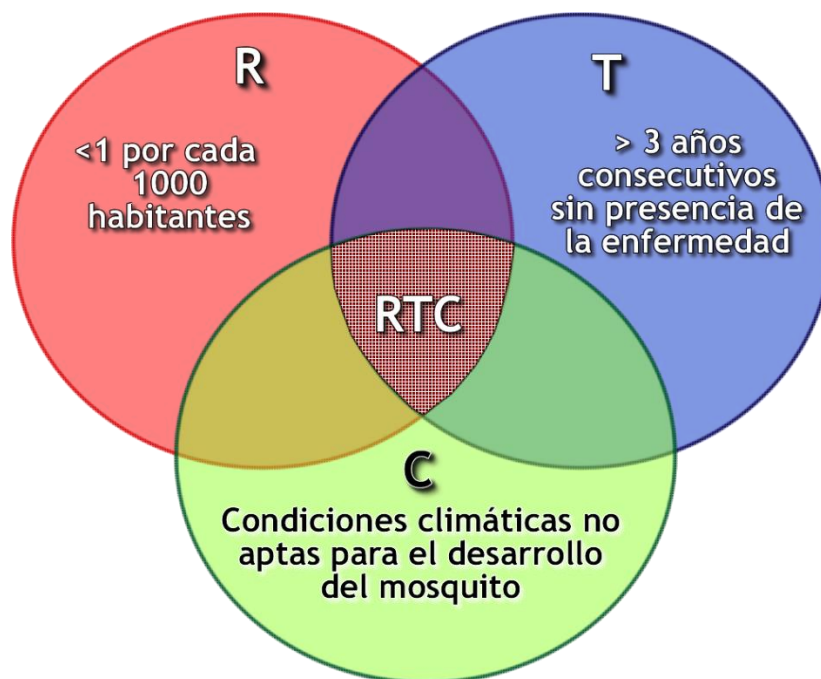


Figura 3.6 Criterios para la identificación de casos importados.

El ocupar registros de casos nativos puede contribuir a una mejor justificación con el área predicha del modelo, debido a que coinciden tanto los casos nativos como el área de riesgo de transmisión, discriminando casos que pueden considerarse como importados. Adicionalmente, como un ejemplo de que una mala información puede llevar a una mala interpretación de los resultados, se optó por generar algunas pruebas de modelado con la presencia de casos con la finalidad de mostrar que el considerar una registros erróneos puede ocasionar un mal resultado, en este caso del umbral de predicción (Anexo 1).

3.5 Procesamiento de datos CLICLOM y generación de series climáticas.

La estructuraron datos de clima (Prc, Tmax y Tmin) se realizó de forma mensual, dichos datos fueron conjuntados de la base de datos del CLICOM (2013) para el Estado de México del año 2009 a 2015, mismo periodo de los registros de casos de dengue obtenidos.

Como resultado de la estructuración de los datos de clima, se generaron 84 imágenes de superficie correspondientes a los 12 meses. El método utilizado para crear las superficies climáticas fue el spline que se encuentra automatizado en la plataforma ANUSPLIN en su versión 4.3.

Posteriormente, las superficies de temperatura y precipitación se utilizaron para generar la clasificación de clima, ya que son los datos de entrada al módulo de clasificación climática de Köppen-García, dicha herramienta fue desarrollada por el Centro de Recursos Idrisi, México (Manzano-Solís et al., 2018), la cual facilita y optimiza el tiempo de generación de capas de condiciones climáticas dentro de una plataforma SIG, para un mejor manejo de la información. Como resultados se obtiene una colección vectorial (base de datos y una imagen en formato *.vct) con la descripción de las condiciones de temperatura y precipitación (figura 3.7).

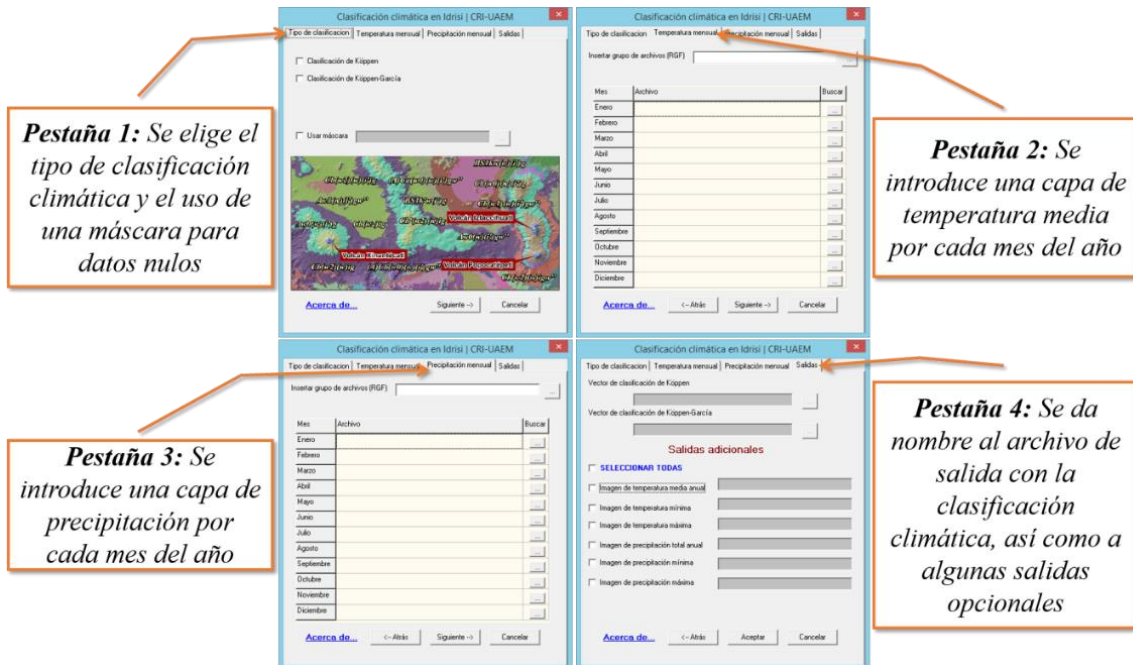


Figura 3.7 Módulo para la clasificación climática implementada en TerrSet (Manzano-Solís et al., 2018).

La espacialización de los registros de casos por localidad y las capas de variables climáticas como de condiciones de clima, facilitó la extracción de las capas de superficie con base en las localidades donde se registraron casos, para este proceso se utilizó la herramienta *Extract* del software TerrSet, dando como resultado un dato de variables de clima y condiciones de clima para cada una de las localidades que presentaron casos.

Este proceso facilitó el análisis del comportamiento de los casos para identificar los rangos de precipitación y temperatura máxima y mínima en los que se identificó un incremento en los casos, así

mismo con la información de condiciones de clima en el que la combinación tanto de precipitación como de temperatura influye en el comportamiento de la enfermedad.

3.6 Modelado de la distribución potencial.

Como parte del objetivo cuatro y como una forma de obtener las áreas de caracterización ambiental del vector, se aplicó un modelo que permitiera obtener la distribución del agente infeccioso y así mismo del virus e identificar las variables que contribuyen en su presencia y propagación. Para obtener las variables se realizaron otras operaciones para generar dicha información, es importante mencionar que la resolución se homogeneizó en todas las capas utilizadas con aproximadamente 200 metros.

3.6.1 Generación de variables bioclimáticas.

En cuanto a las variables bioclimáticas se generó la información, debido a que se contaba con superficies de clima por medio de la interpolación spline con una resolución más fina que las del WorldClim, las cuales son más comunes de utilizar, pero no las mejores al trabajar con modelos de distribución potencial.

Las variables bioclimáticas se generaron se realizaron dentro de la plataforma TerrSet con el módulo *Climate Change Adaption Modeler (CCAM)*, los datos de entrada son imágenes de temperatura máxima, temperatura mínima y precipitación en un formato *.rst (figura 3.8).

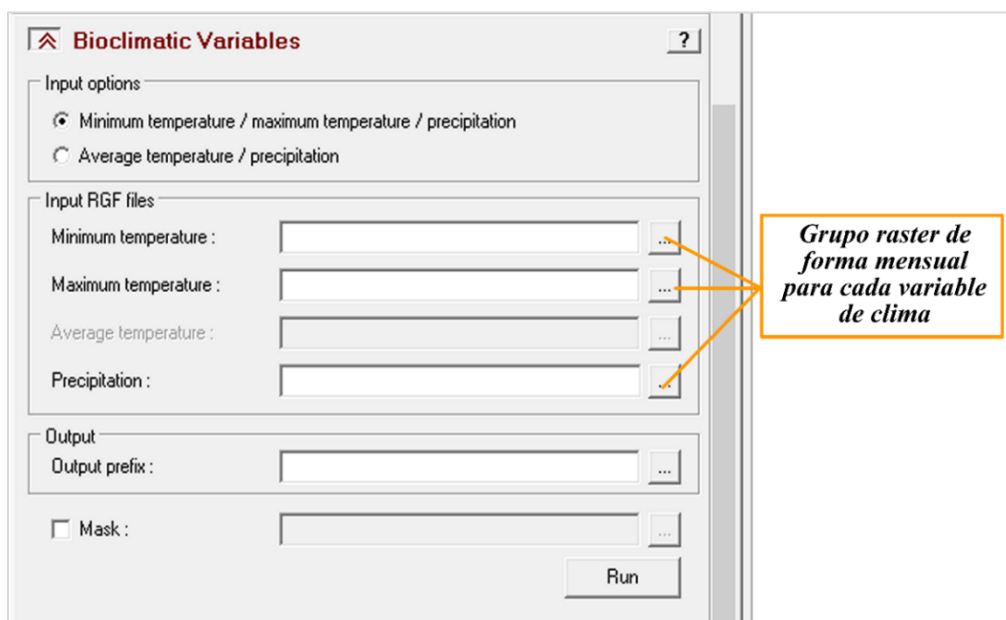


Figura 3.8 Módulo de variables climáticas.

El módulo da como resultado un total de 19 variables bioclimáticas generados a partir de los datos mensuales de temperatura y precipitación, que comprenden valores medio anuales, máximos y mínimos, mensuales y trimestrales y por estacionalidad. Por lo que de la Bio₁ a la Bio₁₁ las variables corresponden a temperaturas y de la Bio₁₂ a la Bio₁₉ son referidas a precipitación (tabla 3.1).

Tabla 3.1 Descripción de variables bioclimáticas

Abreviatura	Variable Bioclimática
BIO₁	Temperatura media anual
BIO₂	Rango de temperaturas diurnas (Media del mes (max temp-min temp))
BIO₃	Isotermal (BIO ₂ /BIO ₇)(*100)
BIO₄	Temperatura estacional (desviación estándar *100)
BIO₅	Temperatura máxima del mes más cálido
BIO₆	Temperatura mínima del mes más frío
BIO₇	Rango de temperatura anual (BIO ₅ -BIO ₆)
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	Precipitación estacional
BIO₁₆	Precipitación del trimestre más húmedo
BIO₁₇	Precipitación del trimestre más seco
BIO₁₈	Precipitación del trimestre más cálido
BIO₁₉	Precipitación del trimestre más frío

3.6.2 Obtención del índice de vegetación.

En cuanto a las determinantes físicas que se relacionan con la presencia y distribución del *Aedes aegypti* de acuerdo con la literatura revisada, son la altitud y los índices de vegetación. La altitud de obtuvo del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS por sus siglas en inglés) a través del portal <http://earthexplorer.usgs.gov/>. El índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI por

sus siglas en inglés) y el índice de vegetación mejorado (EVI por sus siglas en inglés) se descargó de la Administración Nacional de la Aeronáutica y del Espacio (NASA por sus siglas en inglés) dentro de su portal <https://search.earthdata.nasa.gov/>. Las variables se trabajaron bajo un enfoque SIG, con una resolución espacial de 250m.

Es importante mencionar que las imágenes son capturadas a cada 16 días, pero para fines de esta investigación se consideró una imagen por cada mes del 2009 a 2015 (tabla 3.2) con base en el sistema de días julianos. Una vez que las imágenes se descargaron se multiplicó por un factor de escala de 0.0001, debido a que estas imágenes se encuentran escaladas.

Tabla 3.2 Imágenes NDVI y EVI consideradas por el número de días.

Mes	N° días julianos	Factor de escala
1	17	0.0001
2	49	0.0001
3	81	0.0001
4	97	0.0001
5	129	0.0001
6	161	0.0001
7	193	0.0001
8	225	0.0001
9	257	0.0001
10	289	0.0001
11	321	0.0001
12	353	0.0001

3.6.3 Cálculo de humedad relativa.

Para el cálculo de la humedad relativa se retomó del manual propuesto de la FAO, (Allen, Pereira S. Luis, Raes D., & Smith M., 2006), donde ya una vez que se tenían las imágenes de precipitación, temperatura máxima y temperatura mínima, se procedió a aplicar a la Ec. 8 desde un punto de vista espacio-temporal utilizando la plataforma TerrSet (figura 3.9).

Es importante mencionar que la HR se generó a nivel mensual, sin embargo se observó una mejor asociación con el desarrollo del mosquito durante los meses de abril a septiembre donde normalmente la HR presenta los valores más altos. Este proceso se realizó igualmente con el NDVI, considerada como una variable relevante con la presencia del vector (Yañez-Arenas et al., 2017)

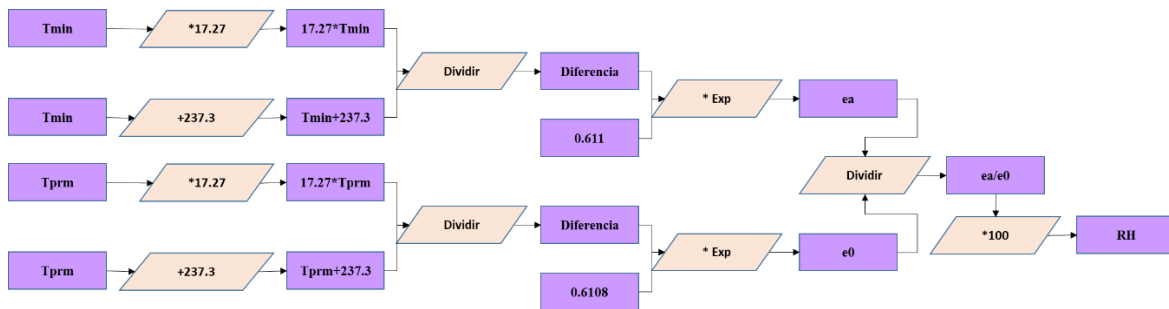


Figura 3. 9 Modelo hidrogeomático para el cálculo de humedad relativa.

3.6.4 Generación del modelo.

El modelo utilizado fue *MaxEnt* en su versión 3.3.3, ya que como se planteó en la parte de los antecedentes, es considerado uno de los mejores métodos para predecir áreas de distribución de especies, obteniendo la mejor predicción en comparación con *GARP*, *MAHALANOBIS*, *BIOCLIM*, etc. La paquetería de *MaxEnt* se encuentra integrada en el software TerrSet dentro de su módulo Habitat and biodiversity modeler / habitat suitability / species distribution modelling por lo que se utilizó este paquete para llevar a cabo la modelación (figura 3.10).

Como datos de entrada, el módulo requiere los puntos de muestreo de presencia de la especie y de las variables ambientales que pueda definir la probabilidad de presencia. En este caso se consideraron al índice de vegetación (imágenes NDVI y EVI), altitud, humedad relativa e información de variables bioclimáticas.

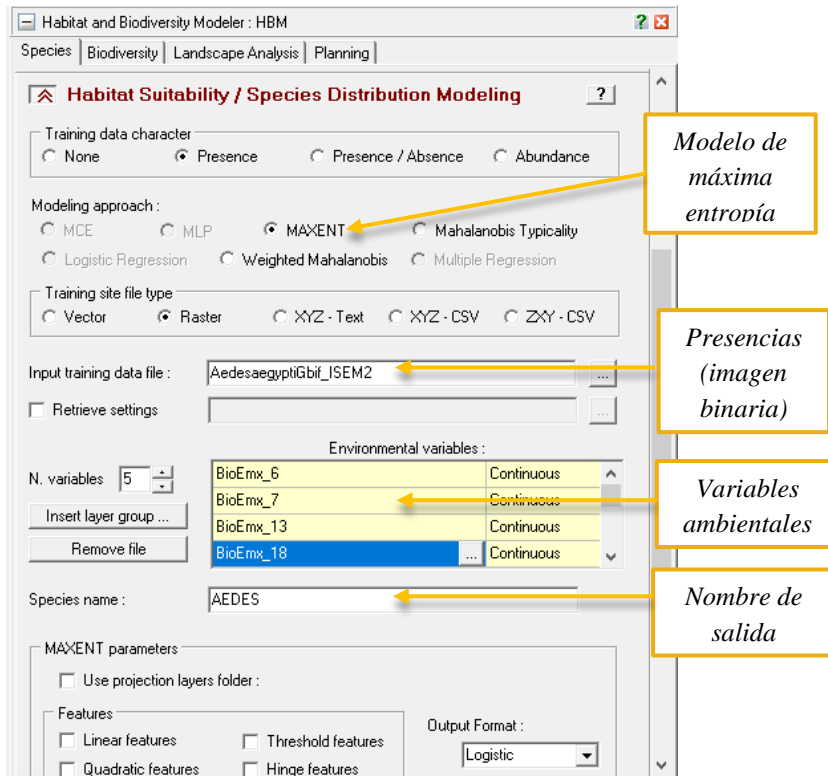


Figura 3.10 Módulo hábitat y biodiversidad.

Se utilizó la opción de regresión logística (logistic output) la cual se refiere a la estimación de la probabilidad $p(Y = 1|z)$ (Phillips & Dudík, 2008b). La cual genera una probabilidad de presencia en cada pixel x , sobre cada combinación ambiental z . Cabe mencionar que no genera nueva información de la especie, convierte los valores de $p(x|Y = 1)$ a una nueva escala.

De acuerdo con algunos pioneros en modelos de nicho ecológico (Peterson, 2006; Peterson et al., 2007; Peterson & Soberón, 2012) se recomienda nunca modelar el nicho de una especie con muchas variables, debido a que estas se utilizan como restricciones y pueden sobre estimar el modelo, es decir que el área geográfica pueda incrementar y predecir menos puntos de muestreo.

El primer modelo que se realizó permitió identificar las variables de mayor aporte de contribución a la identificación del área predicha, para este primer modelo se consideraron un total de 23 variables, que son las 19 variables bioclimáticas, altitud, NDVI, EVI y humedad relativa. Sin embargo al considerar muchas variables éstas sobre estiman el área predicha debido a que las variables funcionan como restricciones y se reducen las posibilidades en su combinación de un gran número de variables idóneos en distribución potencial de la especie y de esta forma omite áreas de idoneidad.

3.6.4.1 Generación de la matriz de correlación.

Es evidente que el considerar el total de variables (23) a pesar de que se obtuvo un buen resultado de predicción y de AUC (0.96) corre el riesgo de que algunas variables se correlacionan, además de considerar que algunas variables no aportan mucho al modelo de nicho, por ello se optó por generar una matriz de correlación con la finalidad de identificar las variables que pueden detonar la presencia del agente transmisor, considerando dos determinantes, la primera es revisar cuales variables presentaban una alta correlación ($R > 0.85$) con otras variables y descartarlas, y la segunda descartar las variables siempre y cuando esta no presentaran un porcentaje alto de contribución.

Como se observa en la matriz de correlación (figura 3.11) se logró la identificación de las 5 variables que no se correlacionan y a su vez presentar una mayor aportación al modelo de distribución. Las variables que se consideraron para generar el modelo de distribución potencial de la especie fueron la temperatura mínima del mes más frío (BiO_6), la precipitación del mes más húmedo (BiO_{13}), la precipitación estacional (BiO_{15}), el NDVI y la humedad relativa (HR) con la finalidad de identificar aquellas variables explicativas que en mayor medida contribuyen a caracterizar de forma ambiental la presencia del *Aedes aegypti*.

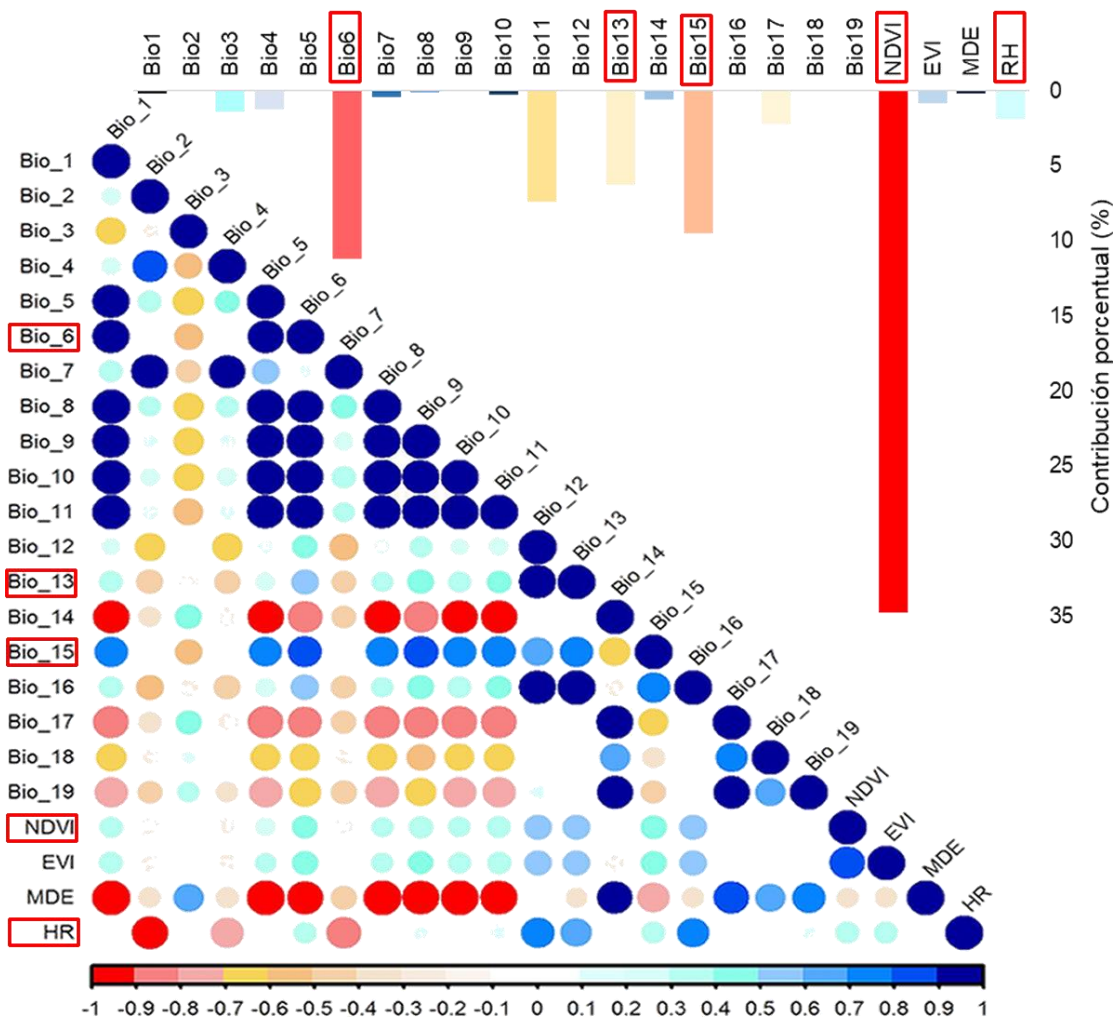


Figura 3.11 Porcentaje de contribución del modelo y correlación de 23 variables ambientales.

De forma general el modelo se generó con información de vegetación (NDVI), 1 variable de temperatura, 2 de precipitación y humedad relativa. Como se planteó en algunos antecedentes, estas variables contribuyen en algunas etapas de desarrollo del vector (tabla 3.3).

Tabla 3.3 Variables bioclimáticas seleccionadas.

Variable	Abreviación	Unidades
Índice de vegetación	NDVI	Adimensional
Temperatura mínima del mes más frío	Bio ₆	°C
Precipitación estacional	Bio ₁₅	mm
Precipitación del mes más húmedo	Bio ₁₃	mm
Humedad relativa	HR	%

3.6.4.2 Calibración del modelo.

Se evaluó la certeza del modelo con los casos, sin embargo para calibrar el modelo se utilizaron los 80 registros de ocurrencia los cuales fueron divididos con el método de muestreo Bootstrap bajo la consideración de que el 70% de los registros se utilizaron para construir el modelo y el 30% restante para su validación, debido a los posibles errores que pudieran presentarse en la georreferenciación. La forma de agregar los parámetros adecuados normalmente se realiza cuando en el modelo ya no presenta ningún cambio, en este caso se encontró una parametrización con 10 réplicas cada una con 100 simulaciones. El rendimiento del modelo se realizó con los valores del *Receiver Operating Characteristic* (AUC) y AUC parcial dentro de los ENMGadgets con el paquete R disponible en <https://github.com/vijaybarve/ENMGadgets>.

El AUC mide la capacidad de un algoritmo de discriminar entre las presencias de las ausencias la estimación de la sensibilidad (1-omisión) y el error de comisión (1-especificidad) (Khatchikian et al., 2010). En particular el AUC se refiere a la relación de la porción del área bajo la curva del modelo de predicción respecto al modelo aleatorio y el AUC ratio es similar a diferencia que en este se considera una porción de la curva en el eje de la comisión y de la omisión (Ashraf et al., 2017; Segurado et al., 2006; Yañez-Arenas et al., 2017). Finalmente se construyó una imagen binaria asumiendo un 10% de error (T100-E) en los datos de ocurrencia dados los posibles errores en la georreferenciación.

3.6.4.3 Asociación del modelo de distribución potencial con la tasa de incidencia de casos.

Como una forma de evaluar el modelo y su posible relación con la presencia de casos de dengue se utilizó un indicador de nivel de asociación denominado *odds ratio* o *razón de probabilidades*, con la finalidad de analizar la relación estadística que existe entre dos eventos en una población o viceversa. Este indicador se calcula por medio de la obtención del cociente de los productos cruzados de una tabla de 2 x 2 (Moreno-Altamirano, López-Moreno, & Corcho-Berdugo, 2000).

El indicador permitió identificar la probabilidad de padecer una enfermedad en un evento de exposición (Jewell, 2005). Los productos cruzados consideran un factor de protección siempre y cuando se obtenga un valor <1 , por el contrario, si es >1 se considera que hay una asociación entre las variables medidas con la presentación de casos e interpretarse como una probabilidad de transmisión de la enfermedad (Aguilar Ticona, Arriaga Gutiérrez, Chaves Torres, & Zeballos Rivas, 2017).

3.7 Análisis de escenarios climáticos.

A partir de la generación del modelo de distribución potencial del mosquito y considerando que este puede considerarse un modelo base, se generaron variables proyectadas con la finalidad de obtener los posibles cambios en el futuro bajo dos escenarios distintos, uno estable y otro en incremento, e identificar las áreas vulnerables a la transmisión del virus.

Para la obtención de la información de escenarios climáticos se procedió a revisar en diferentes fuentes, en la que se optó por utilizar la información del sitio (http://www.worldclim.org/cmip5_30s) de *World Clim-Global Climate Data*, donde se encuentra información disponible de condiciones futuras para modelos climáticos globales a escala reducida del CMIP5 correspondiente a la quinta evaluación del IPCC. En el sitio además se puede encontrar información de condiciones actuales que son generadas por interpolaciones de datos observados de 1960 a 1990 y las condiciones pasadas.

La información de los modelos climáticos globales se presenta en 4 diferentes trayectorias de concentración radiativa (RCP), y una salida de los MCG con una reducción de escala donde se calibraron (se redujo el sesgo) considerando como referencia el clima actual. La información presenta diferentes resoluciones que son de los 10, 5, 2.5 minutos y 30 segundos correspondientes a un grado de longitud y latitud, en formato (*.rst).

Las variables que se encuentran disponibles es para precipitación, temperatura máxima, temperatura mínima y variables bioclimáticas. El periodo corresponde al 2050 (promedio de 2041 a 2060) y 2070 (promedio de 2061 a 2080). La información, que se recopiló para este trabajo de estudio fue de ambos periodos. En cuanto a los RCP como se descargó información de dos escenarios uno que mostrará un comportamiento estable y otro de incremento, se consideró a los RCP 4.5 y 8.5 para los 4 modelos consistentes para México, que son el CNRMCM5, GFDL_CM3, HADGEM2_ES y MPI_ESM_LR con una resolución de 30 arcos de segundos para precipitación, temperatura máxima y temperatura mínima.

El ajuste de las variables de precipitación y temperatura a la zona de estudio se ingresaron al módulo de *Climate Change Adaptation Modeler* para generar las variables bioclimáticas y de esta forma obtener los insumos para la generación del modelo de distribución potencial con escenarios climáticos, este proceso fue el mismo que se llevó a cabo en el modelo base de distribución, además de que en la generación de los modelos proyectados se aplicaron los mismos criterios del modelo base retomando solo las 5 variables que influyen en la presencia del vector.

Es importante mencionar que la variable del índice de vegetación (NDVI) fue la misma capa que la del modelo base, debido a que no se encontró capas proyectadas en ese rubro y al realizar diferentes pruebas sin considerar al NDVI, este afecta a gran parte del área de predicción y el nivel de detalle se llega a perder presentando áreas más grandes a diferencia de solo considerar el modelo con el mismo NDVI, por ello esta variable juega un papel importante dentro del modelo.

Para generar el modelo de distribución potencial, se utilizó el mismo módulo de *Habitat Suitability/Species Distribution Modeling*, donde se ingresa la imagen de la distribución de presencias y posteriormente se agregan cada una de las capas que definieron el modelo base, y en el que a diferencia del modelo base en esta parte se habilita la opción *Use projection layers folder* y se agrega la carpeta que contiene las variables bioclimáticas, humedad relativa y NDVI generadas de los escenarios futuros o RCP, este proceso se realizó para cada uno de los escenarios trabajados. Como resultado se obtiene una capa de probabilidad del modelo base y del modelo proyectado.

3.7.1 Generación de promedios para escenarios climáticos.

Como se mencionó anteriormente, los escenarios son realizados bajo diferentes factores, por lo que el modelo puede ser estabilización o de crecimiento presentando incertidumbre en su utilización en el modelado de distribución potencial, debido a que los resultados dependen directamente del comportamiento de las variables de clima. Por lo antes descrito, se optó por generar dos escenarios, uno con el RCP 4.5 y RCP 8.5 generado con el promedio de los 4 modelos y de cierta forma identificar donde aciertan los modelos utilizados.

Para realizar el promedio y obtener un solo modelo de cada RCP y periodo, se utilizó el umbral de idoneidad, el cual se manejó como un dato binario y por consiguiente al promediarlos, las áreas resultantes tuvieron valores de 1, 2, 3 y 4, en el que el valor 1 indica que no hubo coincidencias entre modelos, el valor 2 que se refiere a que dos modelos acertaron, así mismo con el valor de 3 y finalmente con el de 4, indicando en esta último valor coincidieron los 4 modelos en la predicción del área de idoneidad, por lo que ésta fue el área que se consideró en el trabajo de estudio (figura 3.12).

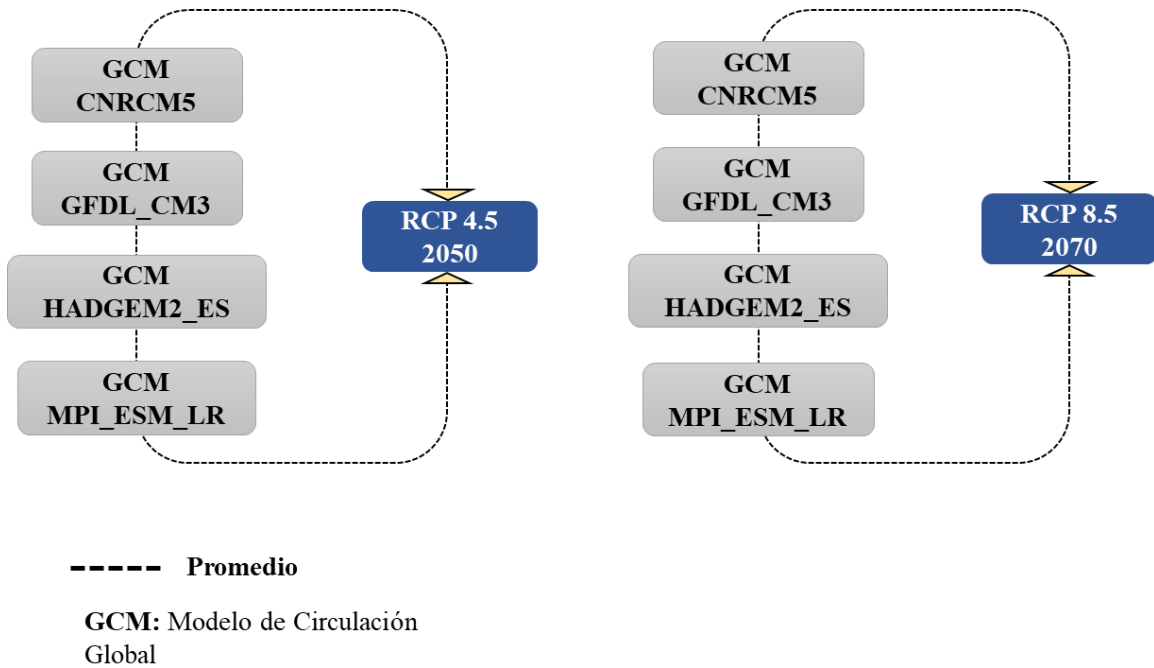


Figura 3.12 Generación de los escenarios promedio.

Como una forma de observar el cambio entre el modelo base de distribución y el modelo proyectado, se utilizó el módulo *Crosstab*, donde se ingresan las imágenes que representan el umbral en un dato binario. En la primera imagen se agrega la imagen del modelo base y en la segunda imagen el modelo proyectado.

El resultado permite generar 4 categorías de relación, la 0 | 0 muestra las áreas que no presentaron cambio y es considerada una zona estable, la 1 | 0 presenta lo que está en el área base pero en la proyectada desaparece, en la 0 | 1 muestra las áreas que incrementan en el área proyectada y la categoría 1 | 1 presenta las coincidencias entre el área base y la proyectada, es decir no presentaron cambio (figura 3.13).

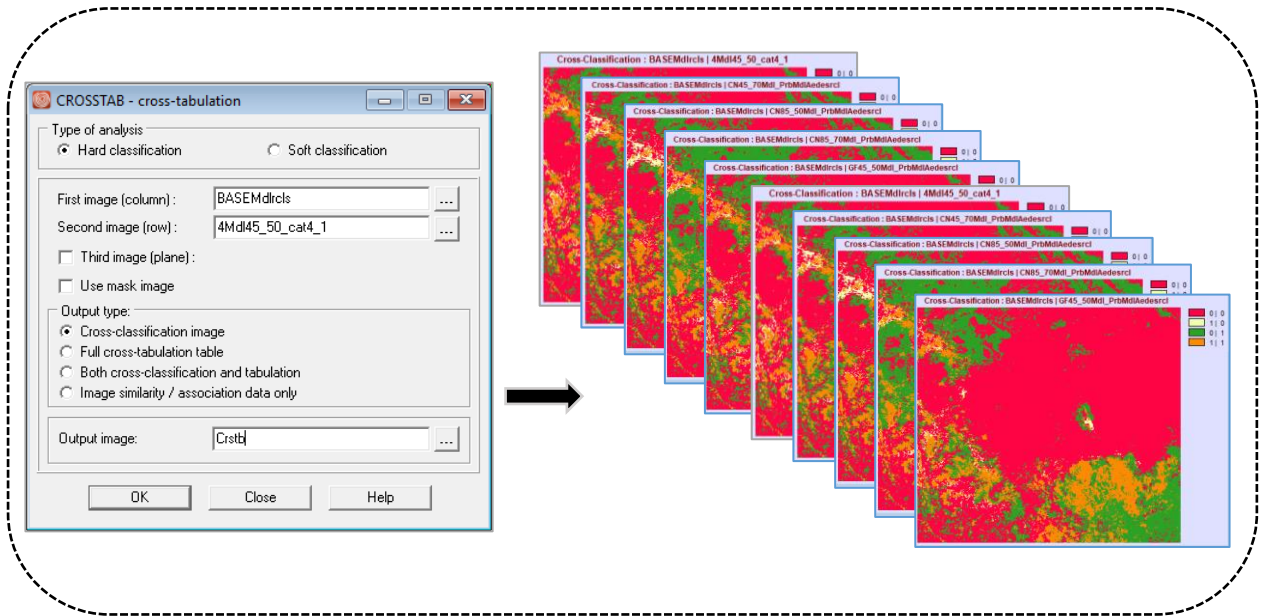


Figura 3.13 Imágenes de salida del módulo *CROSSTAB*.

Capítulo 4

Resultados

4. Resultados.

En este apartado se muestran los resultados generados entre la asociación de las condiciones de clima y la presencia de casos. Así mismo los modelos generados sobre la posible transmisión del virus del dengue.

4.1 Análisis exploratorio del cambio en las condiciones climáticas Köppen-García.

En este apartado se muestran los resultados obtenidos en este de estudio, en primer lugar, la vinculación de la presencia de casos con las regiones de condiciones climáticas donde permitió identificar bajo qué condiciones de clima se presentan el mayor número de casos, valor de porcentaje y su incidencia. A pesar de que un cambio de clima se debe realizar con un mínimo de 30 años, este análisis es de carácter descriptivo con la finalidad de identificar las condiciones de clima favorables para la distribución de los casos de forma anual (2009-2015).

4.1.1 Condición térmica.

Como se observa en la figura 4.1, en gran parte del Estado de México, el clima predominante es el templado de la parte centro al norte. Mientras que en el sur se identificó un clima cálido, semicálido (cálido) y seco semiárido, siendo el cálido el de mayor influencia en la presencia de casos en los tres últimos años (2010, 2013 y 2014), las temperaturas se encuentran dentro del rango óptimo para el desarrollo y sobrevivencia del mosco (figura 4.1).

En la tabla 4.1, el 2009, presenta 275 casos, que corresponde al 46% de los casos en la condición cálido, 19% al templado, semicálido (cálido) con 24% y semicálido (templado) con 10%.

Respecto al año 2010 y 2011, los casos disminuyen con 50 y 9 respectivamente, y a partir de estos dos años, los casos incrementan para el 2012, 2013 y 2014 con 239, 613 y 461. El mayor número de casos para estos tres últimos años, se presentó en la condición cálido con aproximadamente el 50% (Tabla 4.1).

En el 2013, el 49% de los casos ocurren en la condición cálido, sin embargo, para este año se presenta un cambio, debido a que el clima templado era el segundo elemento de clima en tener el mayor número casos y para este año, el 31% de registros ocurre en el seco semiárido, cabe mencionar que en este año se registró el mayor número de casos en comparación con los años restantes.

En el 2014, los casos disminuyen ligeramente con 461, en el que, el 54% de ellos se presenta en el cálido, seguido del semicálido (cálido) con el 29%, templado con el 12% y semicálido (templado) con 5% (Tabla 4.1).

Para 2015, los casos aumentaron con 611, de los cuales el 34% se presentaron en un clima cálido, seguido del templado con 34%, y semicálido (cálido) con 26% (Tabla 4.1).

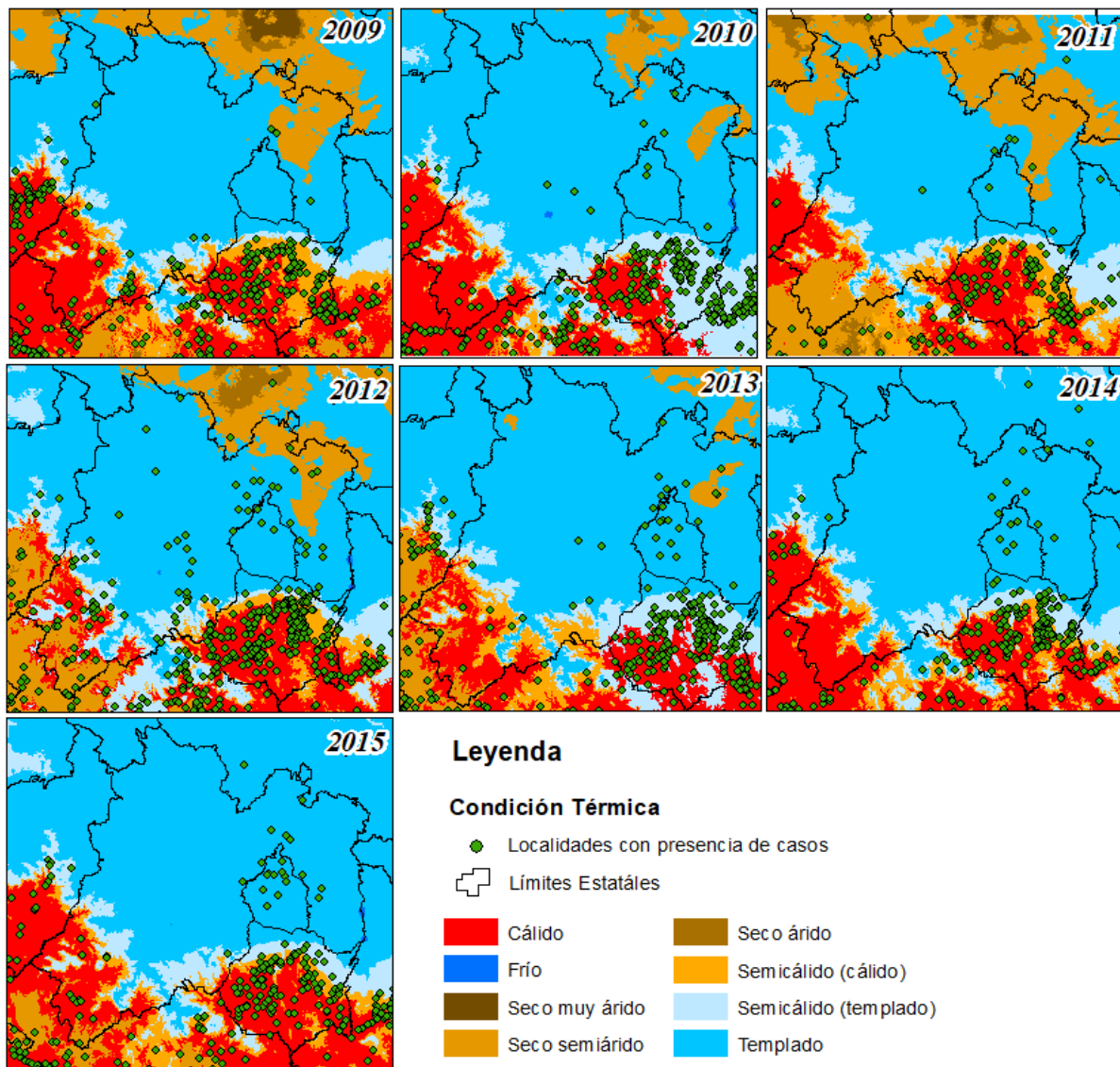


Figura 4.1 Condición térmica y casos presentados en localidades.

Tabla 4.1 Condición térmica y porcentaje de casos por localidad.

AÑOS	Condición térmica	Localidades	Casos	% de casos
2009	Cálido	8	129	47
	Semicálido (cálido)	3	66	24
	Semicálido (templado)	4	28	10
	Templado	14	52	19
	Total	29	275	100
2010	Cálido	6	34	68
	Semicálido (cálido)	1	1	2
	Semicálido (templado)	1	3	6
	Templado	9	12	24
	Total	17	50	100
2011	Cálido	1	2	22
	Seco semiárido	3	3	33
	Templado	2	4	44
	Total	6	9	100
2012	Cálido	9	120	50
	Seco semiárido	5	39	16
	Semicálido (templado)	7	26	11
	Templado	27	54	23
	Total	48	239	100
2013	Cálido	8	304	50
	Seco semiárido	8	191	31
	Semicálido (cálido)	5	34	6
	Semicálido (templado)	5	15	2
	Templado	39	69	11
	Total	65	613	100
2014	Cálido	13	247	54
	Semicálido (cálido)	3	134	29
	Semicálido (templado)	3	22	5
	Templado	33	58	12
	Total	52	461	100
2015	Cálido	18	209	34
	Semicálido (Cálido)	1	161	26
	Semicálido (Templado)	7	11	2
	Templado	6	207	34
	Seco semiárido	3	23	4
	Total		611	100

% de casos: Porcentaje de casos.

4.1.2 Condición de precipitación.

Como se puede observar en la figura y tabla 4.2, la condición de precipitación en gran parte de los años predominó el subhúmedo con régimen de lluvias de verano y porcentaje invernal al 5 por ciento. Las lluvias presentaron un comportamiento estacional con poca precipitación durante el invierno.

Para el año 2009 presenta 275 casos en la categoría antes mencionada, y se relacionan más a un comportamiento estacional de lluvias, para el 2010 donde se presenta un aumento en la precipitación invernal pero los casos disminuyen con 50, así mismo para 2011 (9 casos).

Para 2012, 2013 y 2014, presentaron valores relevantes de casos en comparación con los años anteriores, estos se presentan en una condición de subhúmedo con una precipitación durante el verano, el número de casos máximo presentados en 2012 es del 54%, para 2013 del 68% y para el 2014 del 100% (figura y tabla 4.2).

En 2015, el mayor número de casos se presentó en la categoría de subhúmedo con régimen de lluvias de verano y porcentaje de precipitación invernal entre el 5 y 10.2 por ciento con 59.08%, seguido de subhúmedo con régimen de lluvias de verano y porcentaje de precipitación invernal mayor al 10.2 por ciento con 37.15% de los casos presentados durante ese año (figura y tabla 4.2).

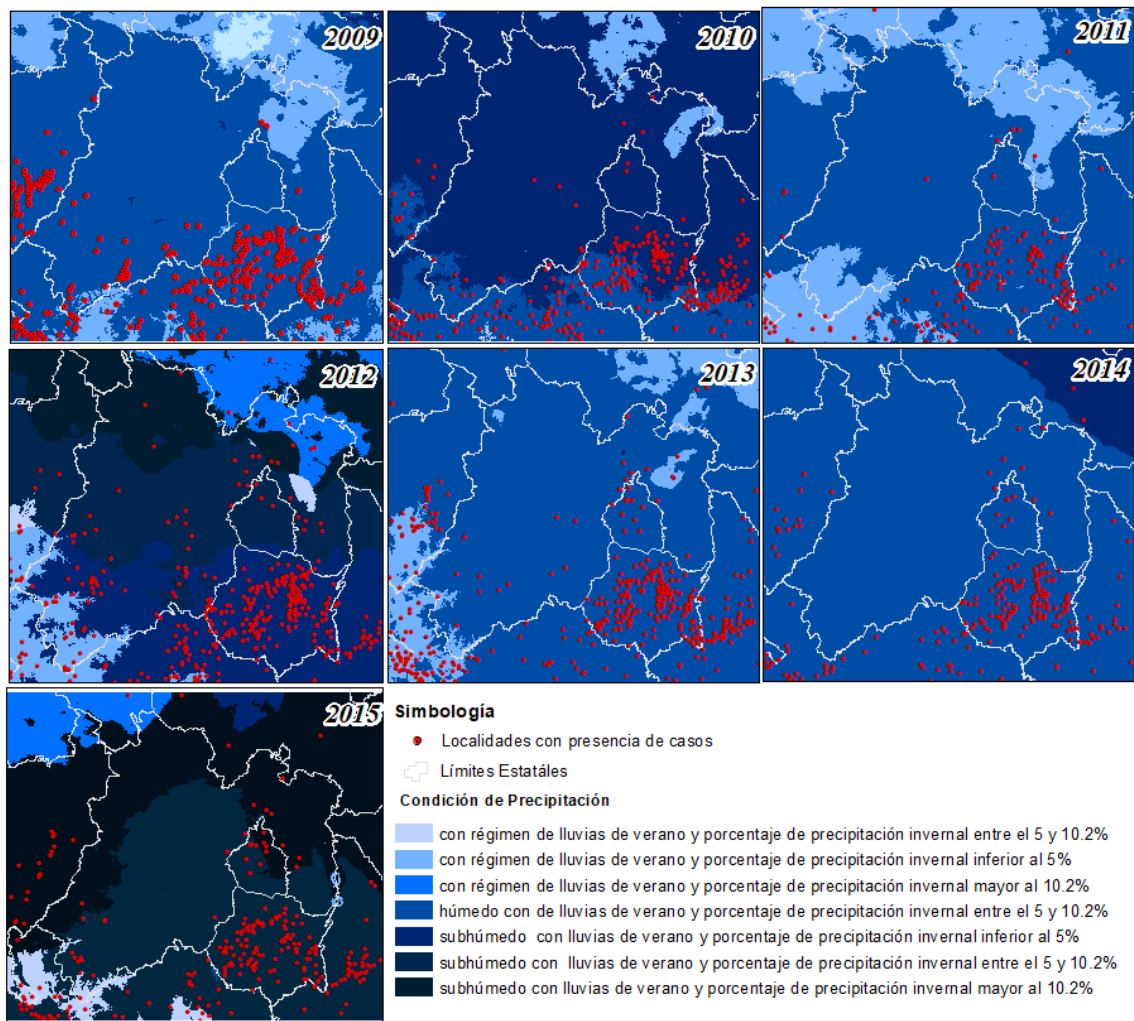


Figura 4.2 Condición de precipitación y casos presentados en localidades.

Tabla 4.2 Condición de precipitación y porcentaje de casos por localidad.

AÑOS	Condición de precipitación	Localidades	Casos	% de casos
2009	subhúmedo con régimen de lluvias de verano y porcentaje de precipitación invernal inferior al 5 por ciento	29	275	100
	Total	29	275	100
2010	subhúmedo con régimen de lluvias de verano y porcentaje de precipitación invernal entre el 5 y 10.2 por ciento	6	34	68
	subhúmedo con régimen de lluvias de verano y porcentaje de precipitación invernal mayor al 10.2 por ciento	11	16	32
	Total	17	50	100
2011	con régimen de lluvias de verano y porcentaje de precipitación invernal inferior al 5 por ciento	3	3	33
	subhúmedo con régimen de lluvias de verano y porcentaje de precipitación invernal inferior al 5 por ciento	3	6	67
	Total	6	9	100
2012	con régimen de lluvias de verano y porcentaje de precipitación invernal inferior al 5 por ciento	4	38	16
	con régimen de lluvias de verano y porcentaje de precipitación invernal mayor al 10.2 por ciento	1	1	0
	subhúmedo con régimen de lluvias de verano y porcentaje de precipitación invernal inferior al 5 por ciento	16	131	55
	subhúmedo con régimen de lluvias de verano y porcentaje de precipitación invernal entre el 5 y 10.2 por ciento	25	67	28
	subhúmedo con régimen de lluvias de verano y porcentaje de precipitación invernal mayor al 10.2 por ciento	2	2	1
	Total	48	239	100
2013	con régimen de lluvias de verano y porcentaje de precipitación invernal inferior al 5 por ciento	8	191	31
	subhúmedo con régimen de lluvias de verano y porcentaje de precipitación invernal inferior al 5 por ciento	57	422	69
	Total	65	613	100
2014	subhúmedo con régimen de lluvias de verano y porcentaje de precipitación invernal inferior al 5 por ciento	52	461	100
	Total	52	461	100
2015	Con régimen de lluvias de verano y porcentaje de precipitación invernal entre el 5 y 10.2 por ciento	3	23	3.76
	Subhúmedo con régimen de lluvias de verano y porcentaje de precipitación invernal entre el 5 y 10.2 por ciento	32	361	59.08
	Subhúmedo con régimen de lluvias de verano y porcentaje de precipitación invernal mayor al 10.2 por ciento	23	227	37.15
	Total	58	611	100

% de casos: Porcentaje de casos.

4.1.3 Análisis de condiciones climáticas por área, población y tasa.

Como parte del análisis descriptivo de las regiones climáticas, se trabajó con la información de condiciones climáticas pero relacionadas con su área, población y valor de tasa por cada 100, 000 habitantes, para identificar de manera proporcional las condiciones que se asocian en mayor medida con la presencia de casos y con la población, ya que puede ser un factor relevante en la selección de las áreas propicias en la presencia de casos de dengue. Es importante mencionar, que las tablas

resumen se realizaron, tanto para la condición térmica como para condición de precipitación, debido a que son características determinantes en el comportamiento del vector. Además, se calcularon las tasas de morbilidad de dengue, permitiendo obtener las áreas prioritarias por condición de clima con base en el número de población (tabla 4.3 y 4.4).

De acuerdo con la tabla 4.3, los casos predominan en una condición cálida, donde los valores de tasa se presentan en todo el periodo, siendo el 2012, 2013 y 2014, los más altos con 121.6, 393.4 y 257.7 respectivamente por cada 100, 000 habitantes. La condición templado, presentó la mayor área en los años, a pesar de ello no fue la que obtuvo el mayor número casos.

Tabla 4.3 Condición térmica asociados a casos, área y población del periodo 2009-2015.

	Seco semiárido	Templado	Semicálido (cálido)	Semicálido (templado)	Cálido	Seco árido	Frío	Seco muy árido
2009								
Casos	0	52	66	28	129	0	0	0
Área (km²)	2,148.1	15,292.9	1,110.9	1,338.3	2,490.1	0	6.5	0
Población	3,765,385	9,846,231	73,907	182,806	138,894	0	0	0
Tasa*10⁵	0	0.5	89.3	15.3	92.9	0	0	0
2010								
Casos	0	12	1	3	34	0	0	0
Área (km²)	624.8	17,066.8	613	1,699	2,343.8	0	39.4	0
Población	449,162	14,367,773	64,131	190,520	103,233	0	0	0
Tasa*10⁵	0	0.1	1.6	1.6	32.9	0	0	0
2011								
Casos	3	4	0	0	2	0	0	0
Área (km²)	4,455.7	14,151.3	1,095.8	1,512.1	1,171.8	0	0	0
Población	4,524,478	10,230,404	79,407	248,795	91,735	0	0	0
Tasa*10⁵	0.1	0	0	0	2.2	0	0	0
2012								
Casos	39	54	0	26	120	0	0	0
Área (km²)	3,242.5	15,586	408.8	1,876.8	1,252.4	19.9	0.4	0
Población	1,844,253	12,988,759	30,330	212,774	9,8671	32	0	0
Tasa*10⁵	2.1	0.4	0	12.2	121.6	0	0	0
2013								
Casos	191	69	34	15	304	0	0	0

Área (km²)	964.7	16,955.7	1,402.5	1,297	1,762.7	0	4.2	0
Población	522,850	14,286,815	129,430	158,453	77,271	0	0	0
Casos/area	1979.8	40.7	242.4	115.7	1,724.6	0	0	0
Tasa*10⁵	36.5	0.5	26.3	9.5	393.4	0	0	0
2014								
Casos	0	58	134	22	247	0	0	0
Área (km²)	0	17,957.4	821.9	1,424.5	2,178.6	0	0.3	0
Población	0	14,829,390	74953	174,640	95,836	0	0	0
Tasa*10⁵	0	0.4	178.8	12.6	257.7	0	0	0
2015								
Casos	26	207	161	11	206	0	0	0
Área (km²)	2,190.7	38,937.9	4,215.2	5,676.5	13,039.7	0	29.98	0
Población	7,833	14,430,760	67,970	232,136	90,113	0	0	0
Tasa*10⁵	331.93	1.43	236.87	4.74	228.60	0	0	0

En la tabla 4.4 se muestra un resumen del total de casos, población y tasas por categoría, donde al calcular la tasa, las áreas cambian su grado de importancia debido al total de población que se encuentra dentro de cada región climática, de esta manera el cálido es una de las principales áreas en la presencia de casos debido a que presenta 1029.7 casos por cada 100 mil, seguido del semicálido (cálido) con 644.1, semicálido (templado) 59.1, secosemiárido 12.3 y templado 4.3.

Tabla 4.4 Incidencia por condición térmica para la zona de estudio.

	Seco semiárido	Templado	Semicálido (cálido)	Semicálido (templado)	Cálido	Seco árido	Frío	Seco muy árido
Casos	278	499	404	107	1,153	0	0	0
Población	2,266,753	11,719,821	62,721	180,968	111,977	33,589	0	0
Tasa*10⁵	12.3	4.3	644.1	59.1	1029.7	0	0	0

Respecto a la condición de precipitación, en el año 2012, se presentaron 27 casos por cada 100,000 habitantes, en subhúmedo con lluvias de verano y precipitación invernal inferior al 5%, teniendo una población total de 477,141 habitantes, el 2012 presentó la población más baja en su categoría de precipitación (tabla 4.5).

Para el año 2013, los casos se presentaron con lluvias de verano y precipitación invernal inferior al 5% y subhúmedo con lluvias de verano y precipitación invernal inferior al 5%, con 191 y 422 casos respectivamente, por lo tanto la tasa fue baja en ambas condiciones debido a que la población fue menor en la primera categoría mencionada y por lo tanto el valor de tasa fue más sobresaliente con 37 y en la segunda con 3 por cada 100, 000 habitantes (tabla 4.5).

Para 2014, el valor de tasa fue en la categoría subhúmedo con lluvias de verano y precipitación invernal inferior al 5% fue de 3 por cada 100,000 habitantes, a pesar de los 461 casos presentados por lo que la población total fue significativa (tabla 4.5).

En el 2015, la categoría con régimen de lluvias de verano y porcentaje de precipitación invernal entre el 5 y 10.2 por ciento presento 331.9 de tasa, seguida de subhúmedo con lluvias de verano y precipitación invernal mayor al 10.2% con 203, siendo estas dos categorías las que presentaron el mayor número de casos respecto a los años anteriores (tabla 4.5).

Tabla 4.5 Condición de precipitación asociados a casos, área y población del periodo 2009-2015.

	Lluvias de verano y precipitación invernal inferior al 5%	Con régimen de lluvias de verano y porcentaje de precipitación invernal entre el 5 y 10.2 por ciento	Subhúmedo con lluvias de verano y precipitación invernal mayor al 10.2%	Subhúmedo con lluvias de verano y precipitación invernal entre el 5 y 10.2%	Subhúmedo con lluvias de verano y precipitación invernal inferior al 5%	Lluvias de verano y precipitación invernal mayor al 10.2%
2009						
Casos	0	0	0	0	275	0
Área (km ²)	2,148	0	0	41	20,198	0
Población	3,765,385	0	0	24,253	10,217,585	0
Tasa*10 ⁵	0	0	0	0	3	0
2010						
Casos	0	0	16	34	0	0
Área (km ²)	0	0	20,630	1,132	0	625
Población	0	0	14,682,130	43,527	0	449,162
Tasa*10 ⁵	0	0	0.1	78	0	0
2011						
Casos	3	0	0	0	6	0
Área (km ²)	4,456	0	0	0	17,931	0
Población	4,524,478	0	0	0	10,650,341	0
Tasa*10 ⁵	0.1	0	0	0	0.1	0
2012						
Casos	38	0	2	67	131	1
Área (km ²)	1,297	0	4,814	9,719	4,611	1,713

Población	4,6187	0	3,681,418	9,171,975	477,141	905,227
Tasa*10⁵	82	0	0.1	0.7	27.5	0.1
2013						
Casos	191	0	0	0	422	0
Área (km²)	965	0	0	13	21,409	0
Población	522,850	0	0	964	14,651,005	0
Tasa*10⁵	37	0	0	0	3	0
2014						
Casos	0	0	0	0	461	0
Área (km²)	0	0	0	0	22,382	0
Población	0	0	0	0	15,174,819	0
Tasa*10⁵	0	0	0	0	3	0
2015						
Casos	0	26	222	363	0	0
Área (km²)	0	2,191	28,150	29,300	0	0
Población	0	7,833	9,583,340	5,228,715	0	0
Tasa*10⁵	0	331.9	203	6.9	0	0

En la tabla 4.6, muestra un total de casos, población y tasa del periodo de estudio, dichas características permiten apreciar que categoría de la condición de precipitación presenta el mayor número de tasa, que es el subhúmedo con lluvias de verano y precipitación invernal inferior al 5% con 16.7 por cada 100,000 habitantes, seguido de lluvias de verano y precipitación invernal inferior al 5% con 8.4, subhúmedo con lluvias de verano y precipitación invernal entre el 5 y 10.2% con 3.2 y finalmente el subhúmedo con lluvias de verano y precipitación invernal mayor al 10.2% con 0.4.

Tabla 4.6 Incidencia por condición de precipitación para la zona de estudio.

	Lluvias de verano y prec. invernal entre el 5 y 10.2%	Lluvias de verano y prec. invernal < 5%	Subhúmedo con lluvias de verano y prec. invernal > 10.2%	Subhúmedo con lluvias de verano y prec. invernal entre 5 y 10.2%	Subhúmedo con lluvias de verano y prec. invernal < 5%	Lluvias de verano y prec. invernal > 10.2%
Casos	26	251	242	476	1,445	1
Población	311,041	3,006,392	14,344,945	8,742,323	8,634,314	677,195
Tasa x 100000 hab.	8.4	8.3	1.7	5.4	16.7	0

4.1.4 Análisis de casos y promedio mensual de variables climáticas.

Como parte del análisis, se extrajeron los valores promedio de las variables climáticas de forma mensual con la finalidad de identificar en que temporalidad se encuentra la mayor asociación de casos, y cuál de estas es la que influye más en ese comportamiento.

El comportamiento que presentan las variables se asocia a un comportamiento estacional, donde tanto la precipitación como las temperaturas incrementan en el periodo del verano, es decir del mes de abril a septiembre, y en los meses de octubre a marzo los valores del clima disminuyen. Es importante destacar que a pesar de que la precipitación y temperatura máxima disminuyen, cumple con los rangos necesarios para que el principal transmisor pueda sobrevivir y de esta manera distribuir el virus (tabla 4.7 y figura 4.3).

Tabla 4.7 Promedios mensuales de variables climáticas y acumuladas mensuales de casos.

Meses	Casos	Precipitación	Temp. Promedio	Temp Mín.	Temp Máx.
Enero	299	7.71	18.79	10.72	27.20
Febrero	268	8.58	19.87	11.69	28.56
Marzo	288	7.32	21.64	14.15	30.26
Abril	335	12.59	23.79	15.63	32.20
Mayo	591	75.01	23.59	16.58	30.97
Junio	1,283	166.57	23.17	16.93	29.19
Julio	2,327	171.07	21.95	15.79	28.10
Agosto	2,960	180.68	21.61	15.37	27.82
Septiembre	2,808	189.18	21.85	15.85	27.59
Octubre	2,343	77.97	21.90	13.40	29.27
Noviembre	1,279	12.97	21.11	13.77	27.17
Diciembre	343	10.63	19.23	13.11	26.18

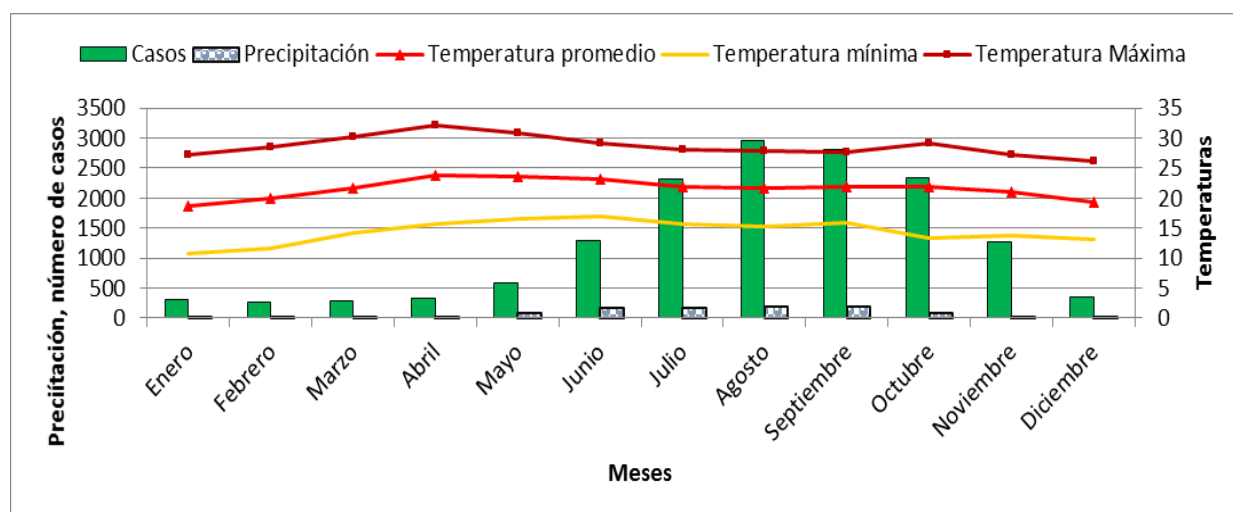


Figura 4.3 Promedio mensual de variables de clima y acumulado de casos.

4.1.5 Correlación de precipitación, temperatura máxima y mínima versus casos.

Partiendo de la observación descrita en el párrafo anterior, se realizaron correlaciones en el que se consideraron los meses y cuál de estos presenta una mejor asociación en sus variables climáticas contemplando los meses cercanos al verano en el hemisferio norte, las cuales se describen a continuación.

En la tabla 4.8, se muestra cada una de las correlaciones por variable de clima para diferentes periodos, primeramente, se realizó para todo el año donde la correlación más alta es la prc con 0.71, seguido de la tmin (0.17), tmax (0.07) y tprm (0.05).

Finalmente, los meses más óptimos en la presencia de casos es de abril a septiembre, ya que sus valores en la tmax, tprm y prc fueron representativos, siendo esta temporalidad la que obtuvo una alta correlación. Por lo que se puede decir que la presencia de casos tiene un comportamiento estacional que es durante el verano, donde la temperatura se asoció más en la presencia de casos (tabla 4.8).

Tabla 4.8 Correlaciones por estacionalidad.

Temporalidad	Prc	Tprm	Tmin.	Tmax
Enero a Diciembre	0.71	0.05	0.17	0.07
Abril a Septiembre	0.78	0.99	0.23	0.92

En este análisis descriptivo, permitió identificar las condiciones de clima que pueden favorecer la presencia de casos, sin embargo, las condiciones climáticas juegan un papel importante en la distribución del agente infeccioso por lo que es importante conocer las áreas de distribución de la especie con base en sus características de nicho ecológico e identificar esas áreas que pueden ser idóneas para la transmisión del virus.

4.2 Modelado de la distribución potencial del *Ae. aegypti* y su relación con casos de fiebre por dengue, en la región centro de México.

4.2.1 Condiciones climáticas y su asociación con la presencia de casos.

El primer análisis de la asociación de casos con las condiciones climáticas permitió dar un primer acercamiento en conocer de forma específica esas condiciones para favorecer la presencia de casos,

y evidentemente el ciclo de vida del vector y la actividad de transmisión. Estas condiciones en gran parte se ven influenciadas por las características de la orografía.

Los rasgos orográficos que lo caracterizan, como el eje neovolcánico, sierra madre del sur y una pequeña porción de la depresión de balsas, contribuyen a la diversidad de climas que van desde frío (54.9 km²) y templado (31,742.1 km²) en la parte norte, y cálido (13,307 km²), semicálido (cálido) (4,349.5 km²) y semicálido (templado) (3469.2 km²) en la zona sur. En la zona de estudio se han reportado 17, 040 casos de FD durante el periodo 2009-2015 (tabla 4.9), de los cuáles en los tres climas de condiciones aptas para el desarrollo del mosquito (cálido, semicálido (cálido) y semicálido (templado)) acumulan el 84% de los casos, (14,314) (figura 4.4).

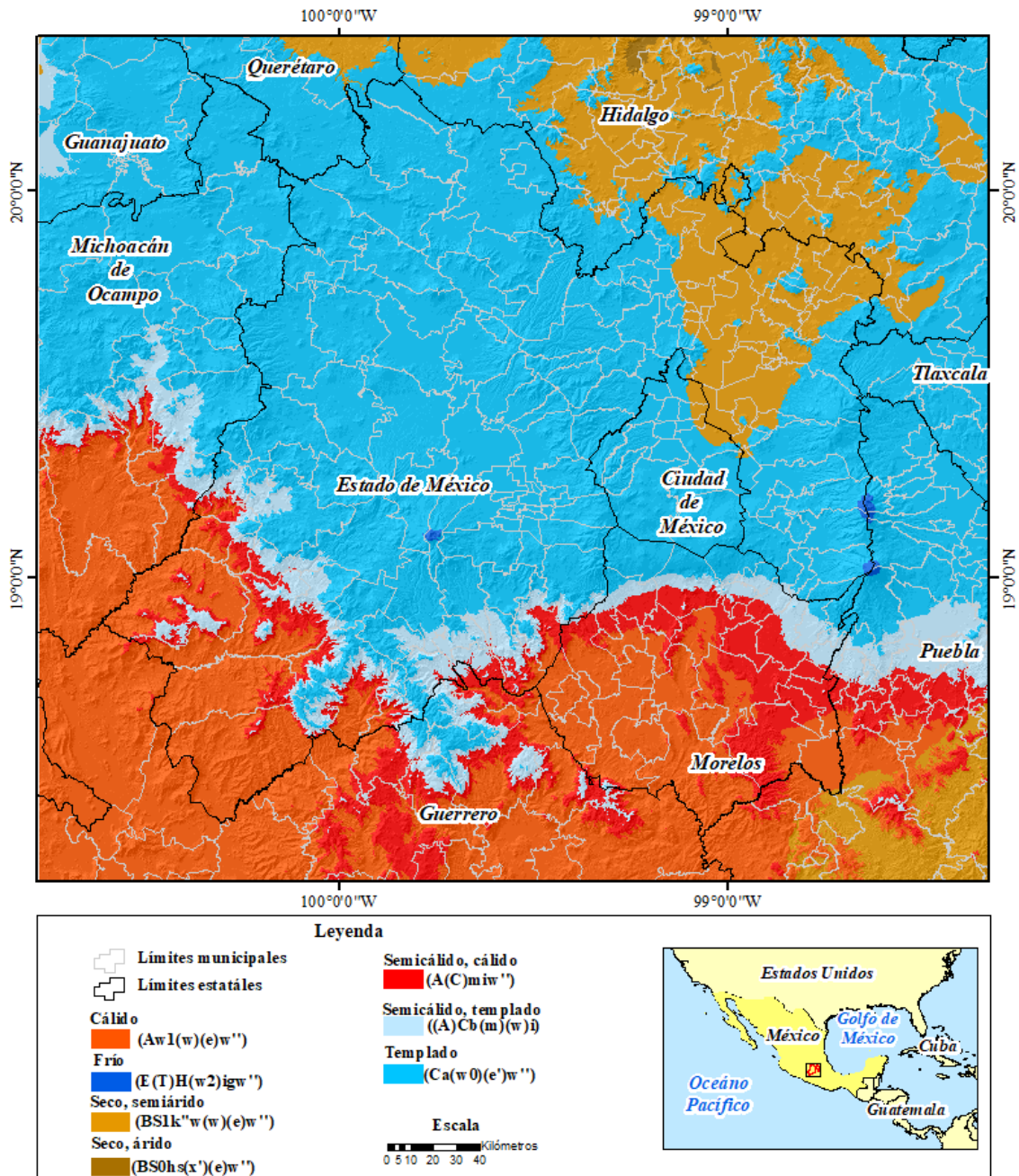


Figura 4.4 Ubicación de la zona de estudio y sus condiciones térmicas.

Tabla 4.9 Casos totales por condición térmica.

Condición térmica	Casos	Población total	Área km²	Incidencia x100000 hab.
Cálido	8586	1209158	13307	64522.43
Seco semiárido	2307	8267680	9238.4	24971.86
Semicálido (Cálido)	5006	1146136	4349.5	115093.69
Semicálido (Templado)	722	648797	3469.2	20811.71
Templado	419	18872918	31742.1	1320.01
Frío	0	0	54.9	0.00
Seco árido	0	14742	85.1	0.00

Esta primera parte de resultados puede ser considerada como una herramienta en apoyo a la toma de decisión, bajo la consideración de que se realizó con base en un enfoque de clima y todas las áreas que llegaran a presentar un clima cálido, semicálido (cálido) y semicálido (templado) pueden considerarse como zonas vulnerables a la transmisión del dengue. Sin embargo de acuerdo con la literatura revisada y como se planteó en la parte de antecedentes, existen diversos trabajos que han declarado, que para conocer las áreas idóneas para que viva una especie, es necesario conocer sus características de nicho, es decir conocer sus características específicas en las que puede una especie puede completar sus ciclo de vida, las cuales pueden englobar características bióticas y abióticas, dependiendo del enfoque que se desea trabajar.

4.2.2 Modelo de distribución potencial del *Ae. aegypti* utilizando 23 variables.

El modelado de distribución potencial, consiste en identificar esas condiciones idóneas en las que una especie puede sobrevivir. Como se mencionó anteriormente, para conocer el nicho ecológico fundamental de una especie se debe considerar su movilidad en todo el mundo, donde la interacción tanto de las variables abióticas como bióticas favorecen esta distribución, sin embargo en la realización de este trabajo únicamente se consideraron los registros de la especie para la zona de estudio relacionándolo con sus posibles variables ambientales de nicho ecológico en los que se ha identificado su presencia, por lo que este modelado es denominado una distribución potencial.

Para generar el modelo y como se explicó en la parte de metodología, se utilizaron 80 registros de la especie *Ae. aegypti*, resultado de un proceso de depuración, debido a que el modelo se genera con los registros de presencia en el que se encuentran ciertas características ambientales, y si esta llegará a ser congruente el modelo podría falsear el área de idoneidad.

Respecto a la información de registro de casos, se identificó que gran parte de la zona de estudio contaba con dengue, sin embargo, de acuerdo con el primer análisis realizado de la relación de presencia de casos versus clima, muchas de las localidades no cumplen con las condiciones para la transmisión del virus por lo que se sospechó de una presencia de casos importados.

Los resultados de la aplicación de los 3 criterios permitió se identificaron 280 localidades con datos de ocurrencia de fiebre por dengue (figura 4.5) considerados como nativos. De los 17, 040 casos reportados en toda la zona de estudio entre 2009 y 2015, 14,173 son nativos, es decir el 83%. Esta selección de casos nativos es relevante debido a que se utilizaron para validar las zonas predichas de la especie.

Los casos presentados en la zona de estudio, se distribuyeron entre los estados de Morelos con 7,698 (51.58%), Guerrero con 3, 212 (21.52%), Estado de México con 1,716 (11.5%) y pequeñas áreas del estado de Puebla con 1,738 (11.65%) y Michoacán con 486 (3.26%), mientras que Querétaro, Hidalgo, Tlaxcala y Guanajuato presentaron 74 casos equivalente al 0.5% (figura 4.5).

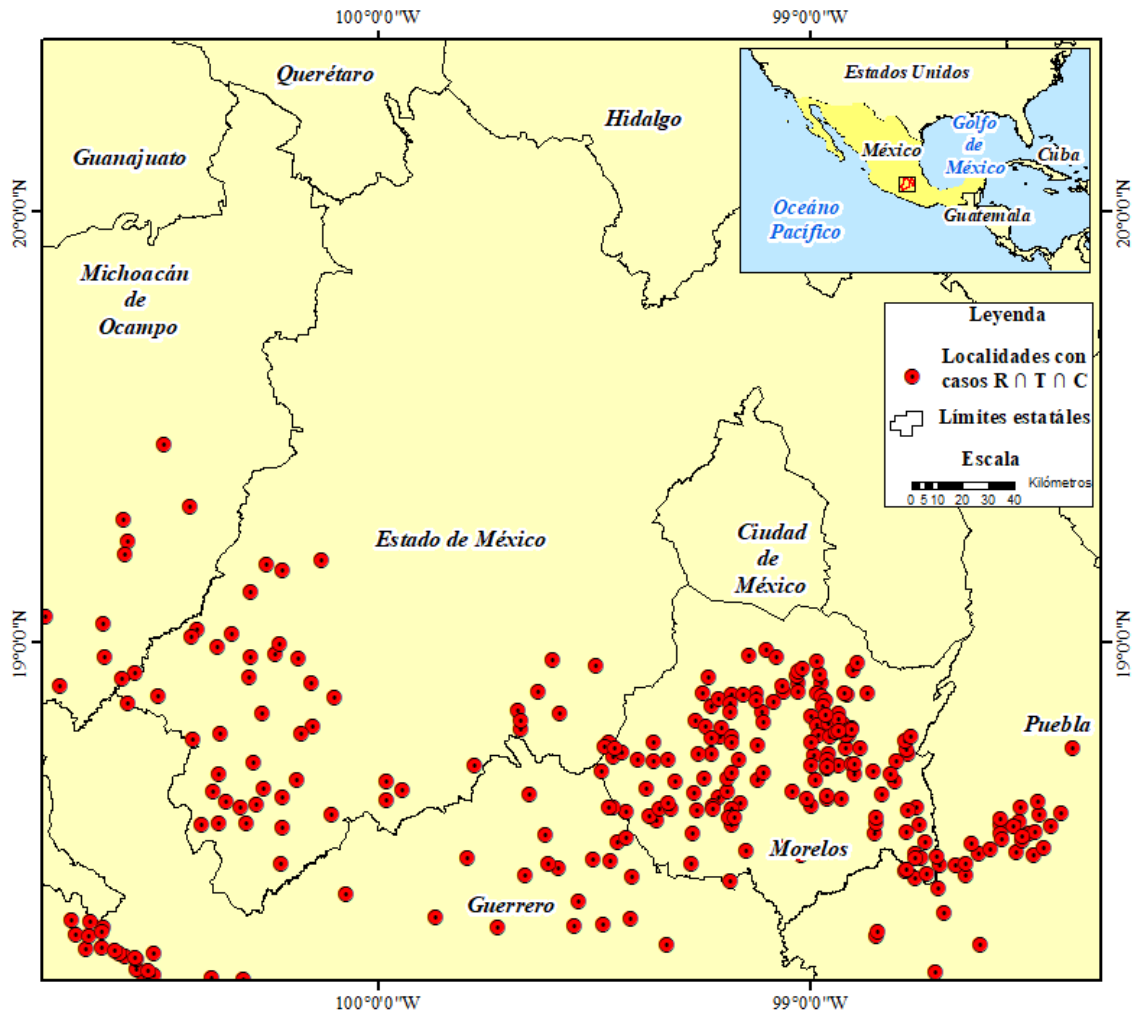


Figura 4.5 Localidades con presencia de fiebre por dengue filtrados con la aplicación del criterio R \cap T \cap C.

Una vez que se obtuvieron los datos de presencia de la especie se procedió a generar el primer modelo considerando un total de 23 variables, e identificar cuál de estas es la que presentó mayor aportación al modelo y como se puede observar las variables que más aportan al modelo es el NDVI y la temperatura del mes más frío (Bio₆) debido a que explican cerca del 50%, y 10 de las variables restantes (EVI, Bio₁₄, Bio₇, Bio₁₀, Bio₁, MDE, Bio₈, Bio₁₂, Bio₂ y Bio₁₆) solo aportaron aproximadamente el 3%, las cuales se descartaron iniciando la primera depuración de variables (Tabla 4.10).

Tabla 4.10 Porcentajes de contribución de las 23 variables.

Núm	Variable	PC	Núm	Variable	PC	Núm	Variable	PC
1	NDVI	34.8	9	BIO ₁₉	2.1	17	BIO ₁₀	0.3
2	BIO ₆	11.2	10	RH	1.9	18	BIO ₁	0.2
3	BIO ₁₅	9.5	11	BIO ₁₈	1.9	19	MDE	0.2
4	BIO ₅	9.1	12	BIO ₃	1.4	20	BIO ₈	0.1
5	BIO ₉	8.4	13	BIO ₄	1.2	21	BIO ₁₂	0
6	BIO ₁₁	7.4	14	EVI	0.8	22	BIO ₂	0
7	BIO ₁₃	6.3	15	BIO ₁₄	0.5	23	BIO ₁₆	0
8	BIO ₁₇	2.2	16	BIO ₇	0.4			

PC: porcentaje de contribución

En la figura 4.6 se muestra el modelo generado considerando 23 variables, en el que se puede observar que la mayor probabilidad se encuentra en el estado de Morelos, algunas porciones del sur como Guerrero y Estado de México, y en el norte con porciones de Guanajuato. El área predicha considerando el umbral de E=10% del error, fue de 5992. 53 Km², sin embargo, al incluir muchas variables en una modelación se corre el riesgo de subestimar el ambiente del vector, dado que las variables funcionan como restricciones.

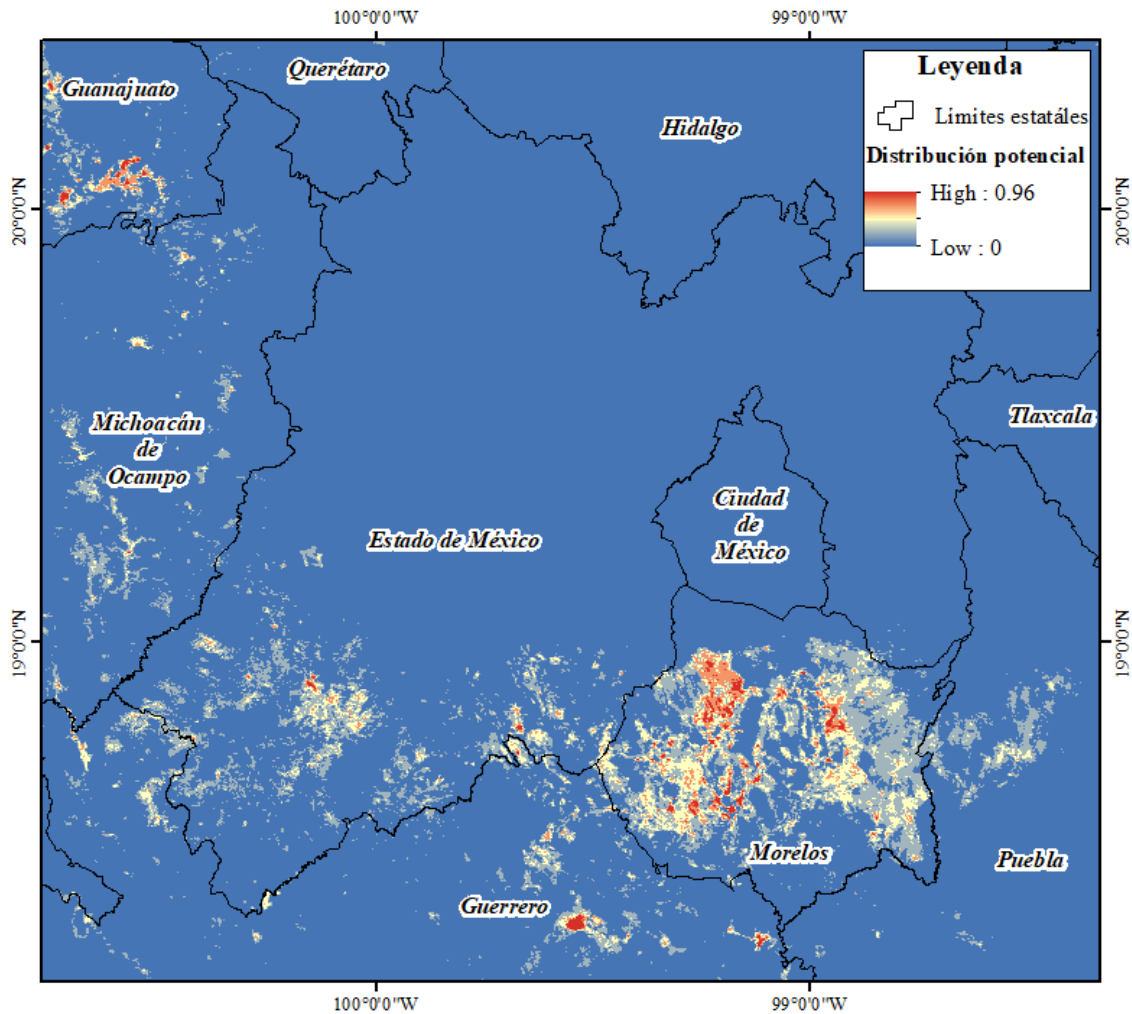


Figura 4.6 Modelo de distribución potencial utilizando 23 variables.

A pesar de que se consideraron muchas variables en este modelo, se obtuvo un buen rendimiento, ya que se obtiene una ROC (*Receiver Operating Characteristic*), de 0.96, por lo que se considera aceptable, siendo el máximo de 1, lo que indica que el modelo omite pocos casos de presencia del vector en menos área (figura 4.7).

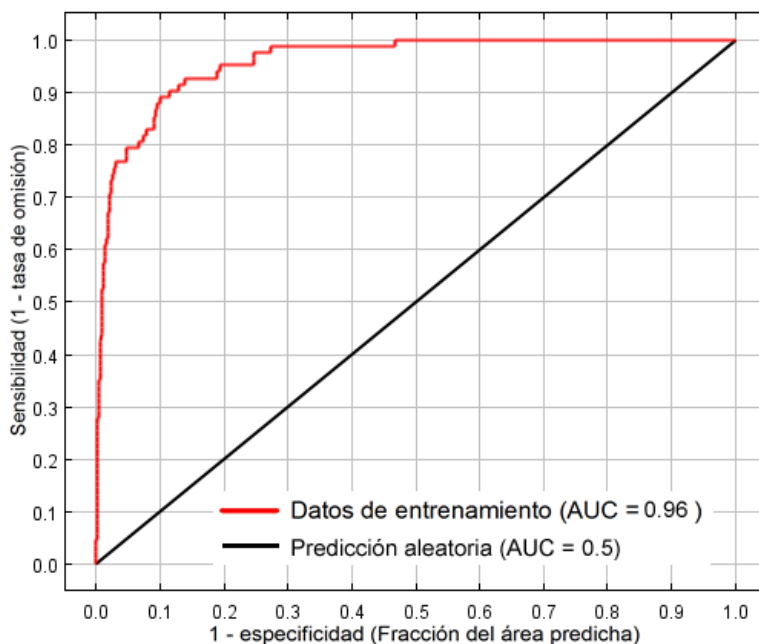


Figura 4.7 Curva ROC del modelo con 23 variables.

Como una forma de evaluar la certeza de este primer modelo, se utilizó el método Kappa (módulo de **CROSSTAB** de TerrSet) el cual permite contrastar la certeza del modelo de predicción versus las 280 localidades con casos de fiebre por dengue (tabla 4.11).

Como resultado se obtuvo que el modelo acierta en un **83.21%**, es decir de 280 localidades con presencia de casos de dengue confirmados, acierta 223 (tabla 4.11 y figura 4.7). Aunque el resultado demostró ser un buen modelo de predicción, se decidió realizar diferentes pruebas aplicando únicamente las variables que son determinantes en el ciclo de vida de la especie (*Ae. aegypti*).

Tabla 4.11 Análisis Kappa para las 23 variables.

Categorías	Ausencia	Presencia	Total
Ausencia	1922800	0	1922788
Presencia	57	223	280
Total	1922810	223	1923080

Cramer's V = 0.912

Categorías	KIA
Ausencia	1.0002
Presencia	0.8321

Overall Kappa: 0.9084

4.2.3 Modelo de distribución potencial con 5 variables.

A pesar de que el modelo anterior presentó resultados aceptables, la selección de las 5 variables permitió obtener un área de predicción de 7,671 km², y con una mayor certeza de las localidades, ya que acertaron 248 localidades de 280 (tabla 4.12).

Tabla 4.12 Análisis de la matriz de correlación

Descripción	5 variables
N° Casos	248
Predicción de casos %	88.5
(km²)	7,671.17

Las variables que aportan más al modelado son el NDVI, Bio₁₅, y la Bio₆, con el 90% y la Bio₁₃ y la humedad relativa aportan el 10% restante. Estas variables fueron el resultado de todo un proceso de análisis para su selección, y se encuentran vinculadas con la presencia del vector en sus 4 etapas de ciclo de vida, sin embargo las variables en general muestran que su relación con el mosquito es estacional, debido a que se presenta mayor abundancia de vegetación en el verano y esto puede contribuir al desarrollo de anidaciones. En cuanto a la Bio₁₅, referente la precipitación estacional (incremento de las lluvias durante el verano) puede contribuir al estancamiento de agua favoreciendo 3 fases de desarrollo del ciclo de vida del mosquito (tabla 4.13).

La variables NDVI se refiere a una vegetación densa y cultivos que pueden favorecer la formación de anidaciones, específicamente en su etapa de larva (Brown, Diuk-Wasser, Guan, Caskey, & Fish, 2008; Yañez-Arenas et al., 2017). Si esta última variable se combina con un acumulamiento o estancamiento de agua en un ambiente por arriba de los 14°C podría favorecer a las 4 etapas del ciclo de vida.

La Bio₆ se refiere a la temperatura mínima del mes más frío, siendo este el mes de enero y presentando un rango entre los 4 y 14°C, donde los huevecillos de la especie pueden mantenerse en un proceso de letargo invernal (Calle, Marí, de las Heras, Lucientes, & Molina, 2017) y mantenerse latente a cualquier variación de temperatura.

La precipitación de los meses (junio a septiembre) más húmedos (Bio₁₃), presentó valores entre los 100 y 180 mm en promedio. Aunque los valores son bajos solo se requiere de una cantidad mínima para favorecer la presencia del vector en su estado de larva y pupa (Ebi & Nealon, 2016; Lozano-Fuentes et al., 2014), por lo que su comportamiento es estacional.

La precipitación estacional (Bio₁₅) donde la lluvia presenta mayor variación y puede influir en tres etapas del ciclo de vida del mosquito (huevecillo, larva y pupa) y favorecer la abundancia del vector (Obenauer, Joyner, & Harris, 2017) por la formación de anidaciones en contenedores o estancamientos de agua (Kraemer et al., 2015).

La humedad relativa presentó un valor de contribución bajo de 2.3% y de acuerdo con el modelo es donde se presenta la mayor probabilidad de presencia del mosquito (tabla 4.13), a medida que este valor incrementa hasta el 80%, la probabilidad de presencia *Aedes aegypti* en su etapa de larva podría incrementarse (Yañez-Arenas et al., 2017), debidos a que necesita paredes húmedas para su desarrollo a pupa. Sin embargo el que tenga humedad en una zona no indica que haya acumulación de agua. Al incrementarse las variables favorece la actividad de transmisión del dengue en la parte sur en mayor medida (ver Anexo 2).

Tabla 4.13 Porcentajes de contribución de las variables en el modelo de predicción.

Variable	Porcentaje de contribución
NDVI	38.9
Bio₁₅	28.9
Bio₆	22.2
Bio₁₃	7.7
RH	2.3

El resultado del modelo presenta un comportamiento similar al de las 23 variables, donde las áreas de mayor probabilidad de presencia para especie se muestran en Morelos, Estado de México y pequeñas porciones en Guerrero, Michoacán, y Guanajuato. En cuanto a la certeza del modelo se tiene que de los 80 registros de la especie se acertaron 71 correspondientes al 90%. La zona predicha abarca el 12.3% del área de estudio, lo que estaría representando un alto riesgo de exposición por *Aedes aegypti*. Los registros de la especie coincidieron en un 90% con el total del área predicha, se puede observar que la mayor probabilidad de presencia se ubica en el Estado de Morelos. Como se mencionó anteriormente las variables utilizadas se relacionan con los ciclos de vida del mosquito por lo que pueden ser consideradas en estudios relacionados a su comportamiento (figura 4.8).

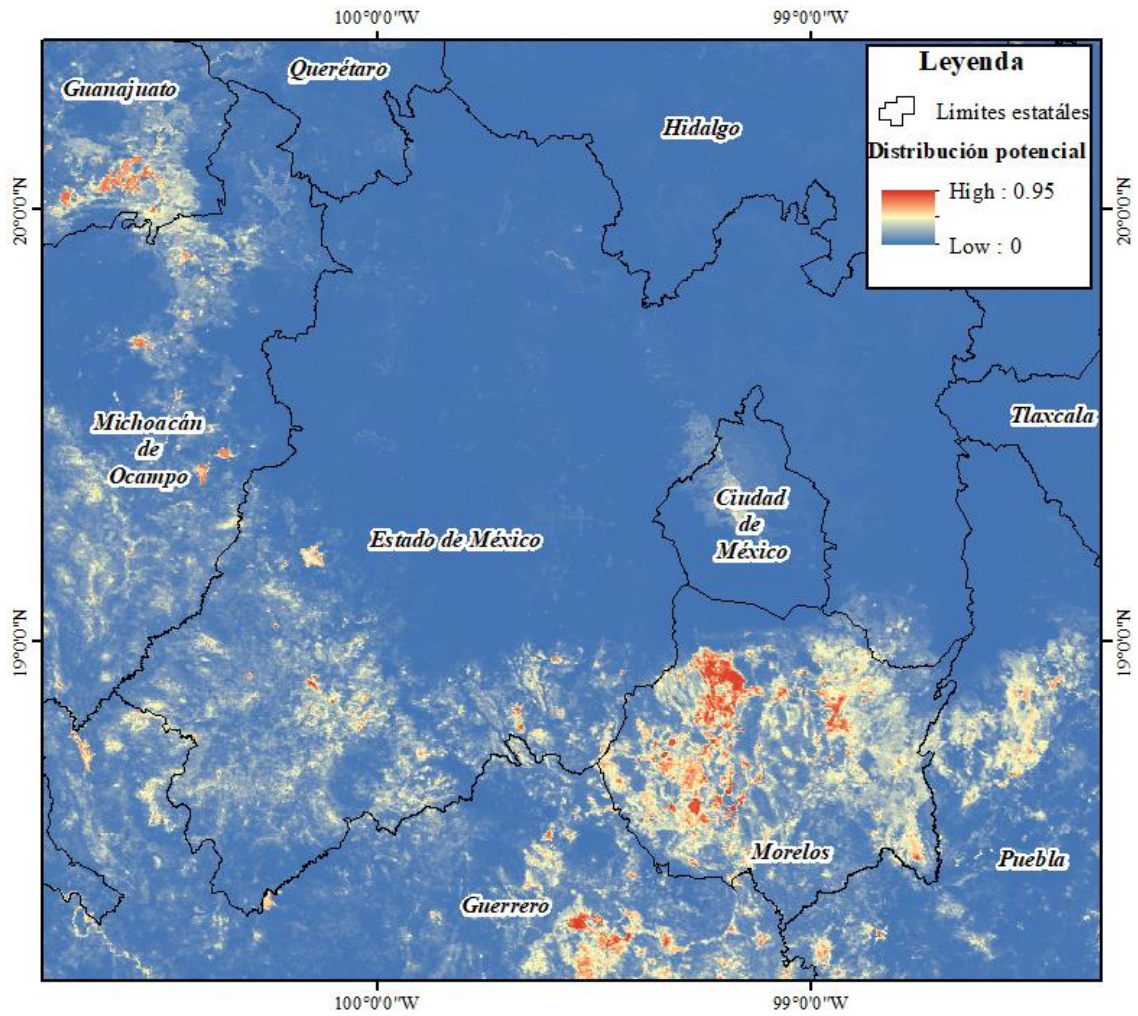


Figura 4.8 Modelo de distribución potencial por categoría para las 5 variables.

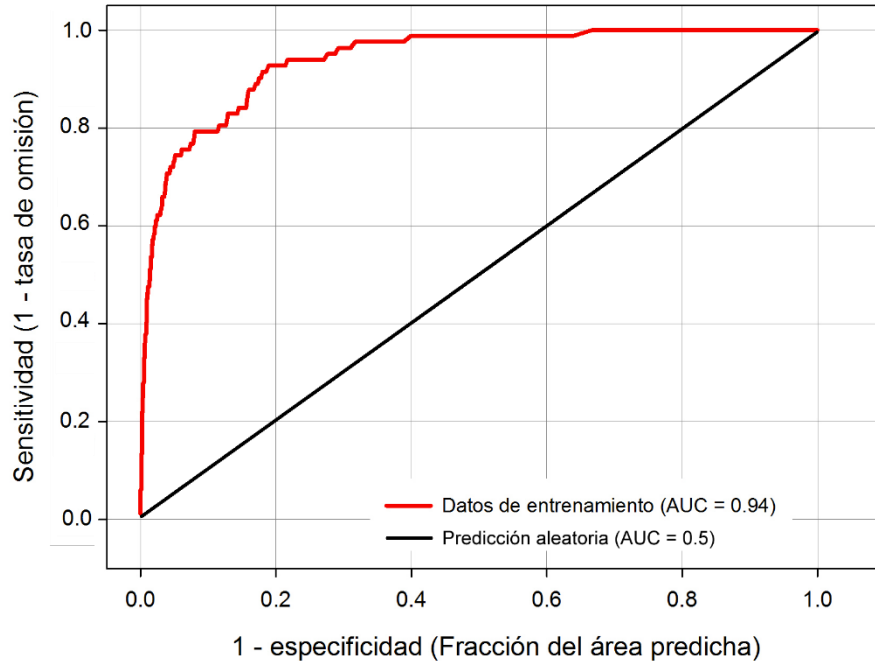


Figura 4.9. Curva ROC para el modelo de 5 variables.

El rendimiento del modelo arrojó un AUC ratio de 1.898 (AUC ratio ideal de 2) y un AUC parcial del modelo de 0.949, mostrando que el modelo fue diferente al modelo aleatorio (0.5) y a su vez, omitió pocos registros de presencia de la especie en menor área.

4.2.3.1 Asociación del modelo de distribución potencial con casos de dengue.

Con base en el modelo de distribución, se conoce que las zonas de mayor probabilidad son en la parte sureste del área de estudio, sin embargo para no generalizar el umbral de idoneidad en un mapa binario, se realizó un proceso de jerarquización de 4 categorías, en el que se asumieron diferentes porcentajes de error para identificar la relación entre las zonas de riesgo de transmisión con los casos presentados. Como resultados se obtuvo que la primera categoría se consideró como zona de protección ($E= 10\%$, $U < 0.17$) o donde no puede existir la especie, los valores corresponden a los de idoneidad ($U > 0.17$), a partir de este valor se dividió en 3 categorías de riesgo: bajo ($E= 25\%$, $U=0.27$), medio ($E= 35\%$, $U=0.45$) y alto ($E= 65\%$, $U=0.72$), siendo esta última categoría la de mayor probabilidad de presencia y de esta forma de mayor riesgo para la actividad de transmisión del dengue (figura 4.10).

Respecto a las localidades que presentaron casos, el 76.3% de 720 localidades (550 localidades) se ubicó dentro de la zona predicha, en contraparte el resto de las localidades que no se ubicaron en la

zona predicha presentaban muy pocos casos. Al agregar todos los registros de casos para la zona de estudio, se pudo observar que de los 14,924 casos distribuidos en la zona de estudio, 14,106 que corresponde al 94.5% coincidieron con el área predicha y los 818 casos restantes quedaron fuera del área de predicción.

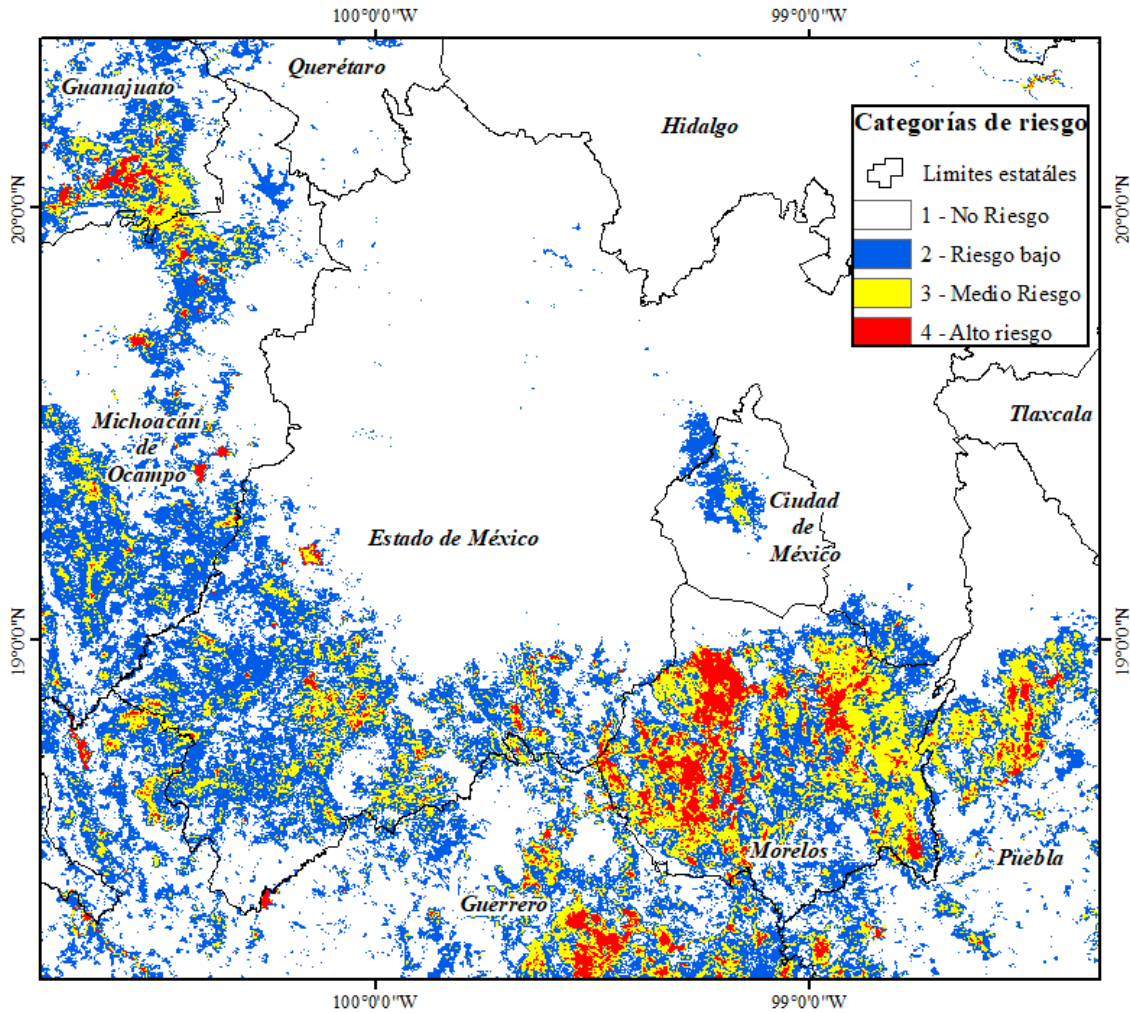


Figura 4.10 Riesgo por categorías.

De forma espacial la mayor zona de riesgo se encuentra en los Estados de Morelos, Guerrero, Estado de México, Michoacán y Guanajuato. Morelos puede considerarse un foco de transmisión pues su incidencia se encuentra entre los 810 casos por cada 10, 000 habitantes.

En la tabla 4.11, se muestra la distribución de la incidencia de casos por categoría, donde la categoría 1 se consideró como un factor de protección (<1), es decir que la incidencia de casos (0.8) y la transmisión es muy baja. En la categoría 2 los registros pueden presentarse 13.02 casos por cada 10,000 habitantes, por lo que la presencia de fiebre por dengue y su transmisión empieza a ser

favorable. La categoría 3 presenta un valor de incidencia de 52.94, mientras que la 4, una incidencia de 57.27 por cada 10,000 habitantes, siendo estas dos últimas las más vulnerables a la transmisión del dengue. Es importante mencionar que el incremento de los casos va relacionado a las categorías de riesgo (figura 4.11).

Pudiera sospecharse que los 818 casos que no coinciden con el área de predicción sean casos importados de acuerdo con dos factores; el primero es el valor de tasa de incidencia, donde se encontraron menos de 1 caso por cada 10,000 habitantes (OPS, 2017) y el segundo aspecto, son las condiciones no favorables de clima para la presencia del mosquito, ya que únicamente la parte sur donde se encuentran los climas cálido, semicálido y semicálido templado favorecen el incremento de casos y gran parte de la zona de estudio corresponde a un clima templado. Dada esta consideración es importante mencionar que las áreas con estas dos condiciones presentaron un área similar a la del modelo de distribución potencial para el mosquito.

El método de odds ratio muestra un incremento a partir de la categoría 2, con 16 veces más casos que la zona sin riesgo, en la categoría 3 presenta un OR=66.12, y para la categoría 4 un OR=71.53, siendo estas últimas dos categorías las de mayor probabilidad para la transmisión del dengue (tabla 4.14).

Tabla 4.14 Características por categoría y nivel de asociación.

Categoría	Área (km ²)	Casos	Población	Número de localidades	Incidencia x 10000	Odds ratio	IC (95%)		P <0.001
							Inferior	Superior	
1	54575.1	936	11688890	217	0.801	<1	0.91	1.1	
2	6085.6	1781	1348699	229	13.205	16.49	15.24	17.85	Si
3	1294.8	3685	696039	193	52.942	66.12	61.54	71.04	Si
4	290.7	8522	1487811	89	57.279	71.53	66.86	76.53	Si
Total	62246.3	14924	15221439	728	9.8				

Adicionalmente se calculó la prueba exacta de Fisher, dando como resultado 0.00084145, como resultado se muestra una relación entre la presencia de casos y el área de predicción, por lo que el resultado es significativo estadísticamente (P<0.001), donde se presentan mayor número de casos es considerada la zona de mayor riesgo para la transmisión (figura 4.11).

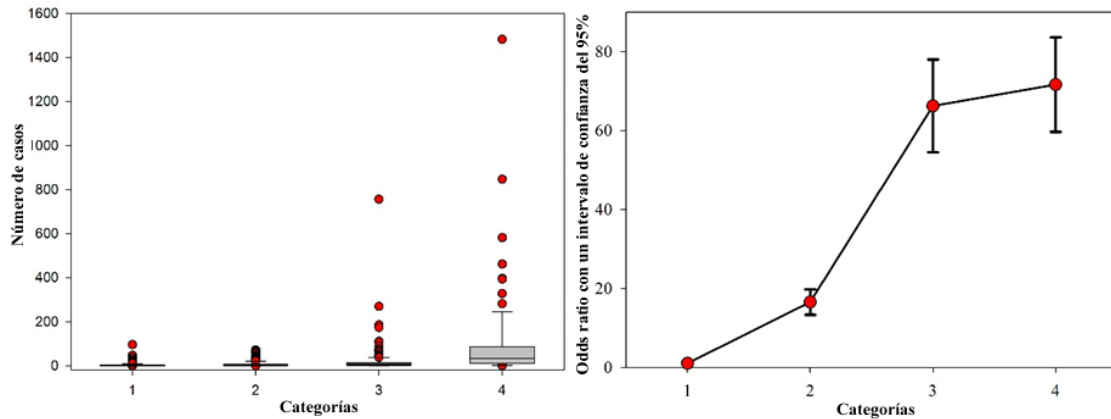


Figura 4. 11 Modelo de distribución potencial del *Ae. aegypti* versus la incidencia de FD por localidad.

4.3 Modelo de distribución potencial del *Aedes aegypti* con escenarios climáticos.

Una vez que se generó el modelo base actual sobre la distribución del *Aedes aegypti*, se optó por modelar con 4 modelos de circulación global, como se mencionó anteriormente cada uno con 2 RCP (4.5 y 8.5) y dos escenarios futuros (2050 y 2070) bajo las mismas 5 variables del modelo base con la finalidad de comprender la posible distribución del vector en un futuro, en un periodo de mediano y largo plazo. Como se mencionó anteriormente, en los últimos reportes del Panel Intergubernamental de expertos para Cambio Climático hay diversos escenarios que pueden categorizarse en estables y de incremento, los cuales son diferentes entre sí dadas las diferentes condiciones y criterios en que se generaron.

Como un primer análisis, se analizaron 4 modelos que detallan mejor los fenómenos climáticos para México los cuales mostraron un comportamiento diferente en relación a la distribución del mosquito, los 4 modelos presentaron un incremento en su área de distribución en comparación con el área base (figura 4.12).

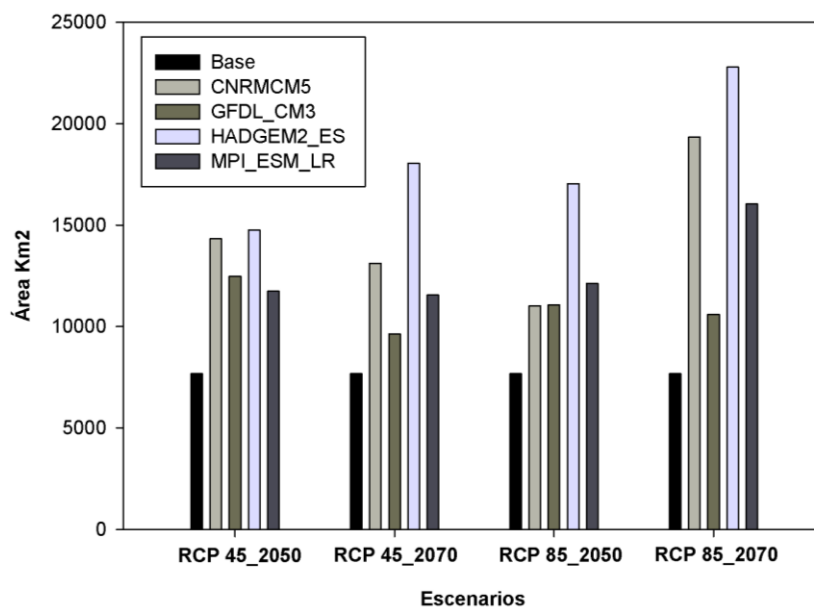


Figura 4.12 Escenarios para los RCP 4.5 y 8.5 del 2050 y 2080.

El modelo que presentó menor área de los 4 fue el GFDL_CM3 con un área que se encuentra entre el 15 y 20% para sus escenarios del área total de la zona de estudio. Así mismo con el MPIESM_LR donde los valores del área proyectada son mayores que los escenarios del modelo anterior con valores de área que se encuentra entre el 18 y 25% del área total, estos dos primeros modelos podrían ser considerados como menos extremos en sus condiciones de escenario. En cuanto el modelo CNRMCM5 las áreas presentaron valores entre los 18 y 31.1% respecto al área total, manifestando que los RCP 4.5 del 2050 y RCP 8.5 del 2070 son los que presentaron un incremento en su área. El modelo HADGEM2 resultó ser un modelo de incremento, debido que fue el que manifestó mayor incremento en el área de presencia del vector en sus RCP 4.5 y 8.5 pero en una temporalidad del año 2070 (Tabla 4.15).

Tabla 4.15 Cambios en el escenario futuro.

Área de transferencia en km2										
	ÁREA	%	RCP 4.5	%	RCP 4.5	%	RCP 8.5	%	RCP 8.5	%
	BASE		2050		2070		2050		2070	
GFDLCM3	7,671	12.3	12,467.6	20.0	9,642.8	15.5	11,063.4	17.8	10,584.8	17.0
MPIESMLR	7,671	12.3	14,327.2	23.0	11,551.0	18.6	12,118.7	19.5	16,045.0	25.8
CNRMCM5	7,671	12.3	11,736.1	18.9	13,121.9	21.1	11,014.8	17.7	19,332.7	31.1
HADGEM2	7671	12.3	14753.8	23.7	18043.7	29.0	17045.0	27.4	22790.7	36.6

%=Porcentaje de área predicha respecto al área total.

En el modelo GFDL CM3 (figura 4.12) presentó un comportamiento estable, el área de distribución predicha fue menor respecto a los modelos restantes, tanto en las trayectorias de concentración como en los periodos de corto (2050) y largo plazo (2070).

Con base en la figura (4.13a) el RCP 4.5 del 2050 muestra que el mayor riesgo se presenta en la parte sureste, es decir con los Estados de Morelos y Puebla. En la parte centro (Ciudad de México) el área de riesgo incrementa y solo una pequeña zona muestra una disminución. En cuanto al RCP 8.5 del 2050 (figura 4.13c) presenta que en la parte del sureste disminuye la zona de riesgo en una porción de Puebla. En la parte sur del Estado de México hay una ligera disminución en el área de transferencia para este RCP en comparación con el RCP 4.5 del 2050.

Respecto al RCP 4.5 del 2070 (figura 4.13b) gran parte del Estado de Morelos incrementa en el norte y sur desplazándose hacia el Estado de Puebla. En la zona centro el área incrementa en la Ciudad de México y en el noroeste disminuyen. Para el RCP 8.5 del 2070 es el escenario más complejo, la Ciudad de México muestra un incremento en el área de riesgo y se presentan pequeñas porciones de riesgo en la parte norte, sin embargo en el sur no deja de manifestar el área de riesgo coincidiendo con los escenarios anteriores (figura 4.13d).

Los modelos mostrados han reflejado que los cambios en la posible transmisión del dengue son realmente importantes, debido a que las zonas más vulnerables aún siguen siendo Morelos, Puebla, Estado de México, y parte de Guerrero y estos pueden desplazarse hacia la parte norte para el RCP más complejo y lejano en tiempo.

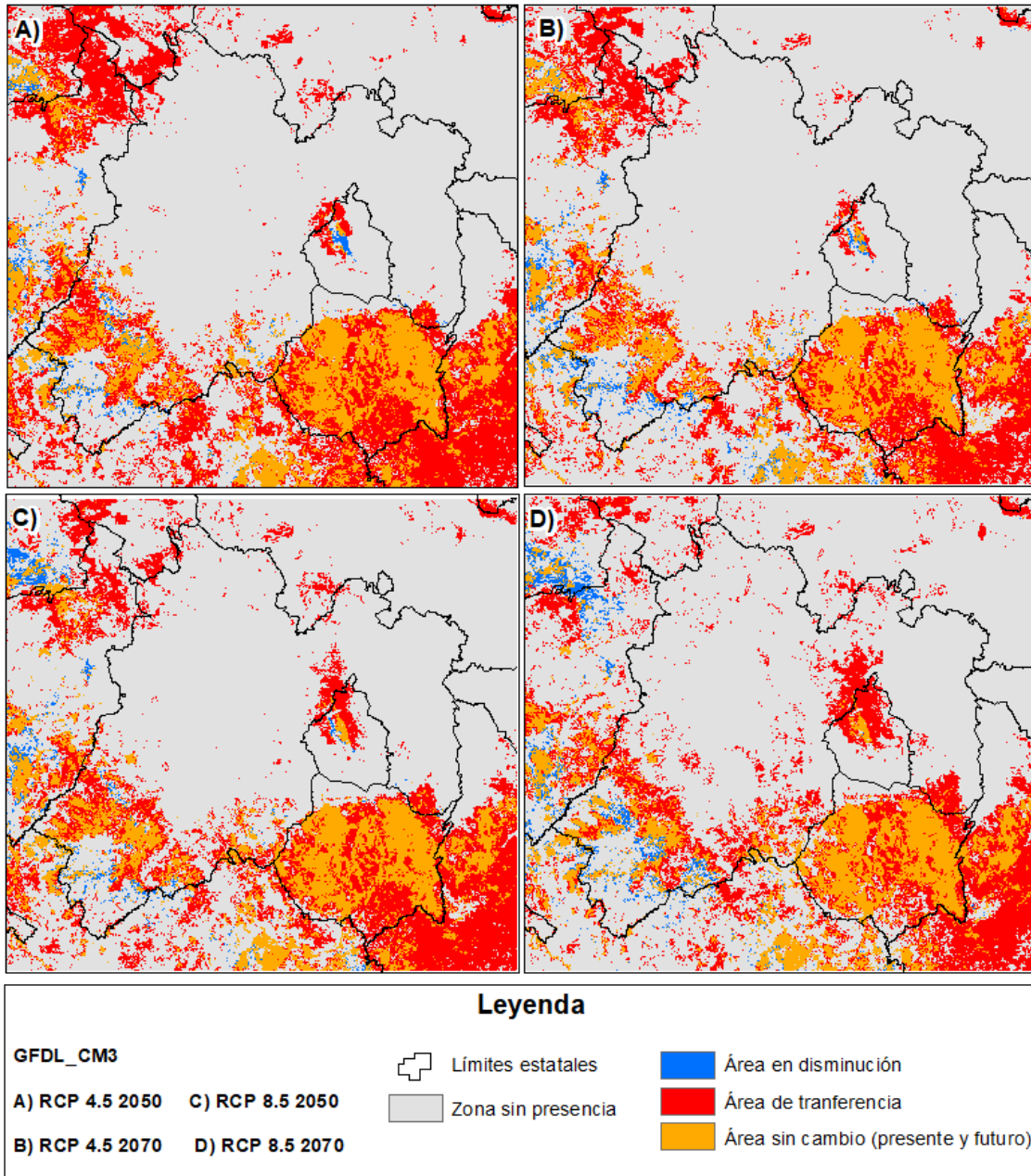


Figura 4.13 Escenarios del modelo GFDL_CM3 para RCP 4.5 y 8.5.

En la figura (4.14) el modelo MPI_ESM_LR muestra que el Estado de Morelos sigue siendo una zona de mayor riesgo para la presencia del vector, seguida de pequeñas porciones del Estado de México, Guerrero, Michoacán, Querétaro y Ciudad de México.

Como se puede observar en la figura (4.14), hay porciones que estaban presentes en la distribución del modelo base pero que en el escenario futuro se espera que dejen de ser aptos para la distribución del mosquito (polígonos azules) sobre todo en la parte centro y norte de la zona de estudio. Por otro

lado el área de transferencia se refiere a los posibles cambios que se espera sean aptos en el futuro y que no están en el modelo base, siendo está el área de mayor importancia y la que se hará mayor realce en el análisis. En un contexto general de los 4 RCP, el área de distribución se extiende hacia la parte sur este del Estado de Morelos, Ciudad de México y noroeste del Estado de México. Específicamente el RCP 4.5 del periodo del 2050 muestra un incremento en pequeñas áreas del sur como el estado de México, Morelos, parte de Michoacán y Querétaro (figura 4.14a).

En cuanto al RCP 8.5 del periodo del 2050 se asemeja al escenario anterior, sin embargo, las áreas se extienden hacia el Estado de Morelos y del Estado de Puebla, así mismo en la Ciudad de México y una disminución en pequeñas áreas del norte entre Michoacán y Querétaro (figura 4.14b).

En el RCP 4.5 2070 debido a que es un periodo de tiempo más lejano, muestra que los cambios se presentan en algunas porciones de la parte centro de la zona de estudio. El comportamiento en los cambios son muy similares a los RCP anteriores (figura 4.14c). El RCP 8.5 del periodo del 2070 presentó que las áreas incrementaron en la parte norte (Michoacán y Querétaro) y en el centro (Estado de México y Ciudad de México), como se planteó en el análisis del escenario base esto podría ocasionar un incremento en la transmisión de enfermedades debido a que la parte centro de la zona de estudio se concentra una densidad considerable de población lo que facilita la transmisión (figura 4.14d).

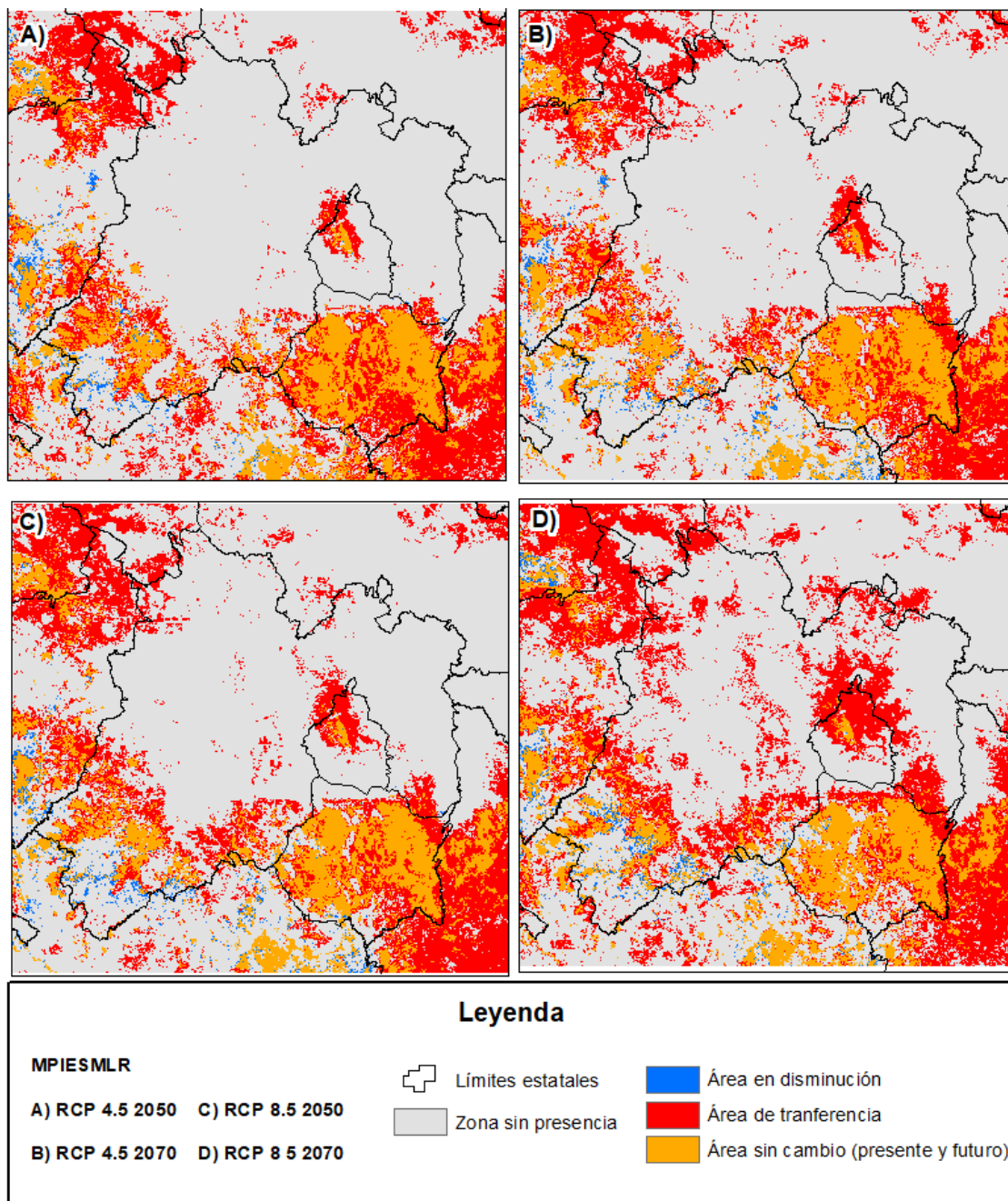


Figura 4.14 Escenarios del modelo MPI ESM LR para RCP 4.5 y 8.5.

El siguiente modelo analizado fue el CNRM5, el primer escenario (RCP 4.5 del 2050) presentó un incremento en la parte sur, desde Morelos hacia el estado de Puebla con porciones en la parte de Guerrero. En la Ciudad de México incrementa hacia el norte (figura 4.15a). El RCP 8.5 de 2050 muestra un incremento en la Ciudad de México y un desplazamiento del noroeste hacia la parte centro (figura 4.15c).

Para el RCP 4.5 de 2070 la dinámica del área de riesgo muestra cambios en la parte norte con pequeñas porciones que se desplazan hacia el centro de la zona de estudio. Sin embargo en la Ciudad de México disminuye el área en riesgo, así mismo para Guerrero y sur del Estado de México (figura 4.15b). En el RCP 8.5 de 2070 que es el modelo más complejo muestra un cambio importante en la parte norte, centro y sur, afectando a Querétaro, Michoacán, Ciudad de México y parte de Puebla (figura 4.15d). Este cambio afecta la movilidad de la transmisión dejando sin riesgo gran parte del Estado de Guerrero pero afectando a otros lugares donde se complicaría la reducción de la transmisión.

Este modelo (RCP 8.5) muestra que los cambios pueden resultar más drásticos en comparación con los modelos anteriores, sin embargo se incrementa en las zonas donde habría una mayor población expuesta y muestra un panorama distinto pero posible en la identificación de áreas de riesgo en la transmisión.

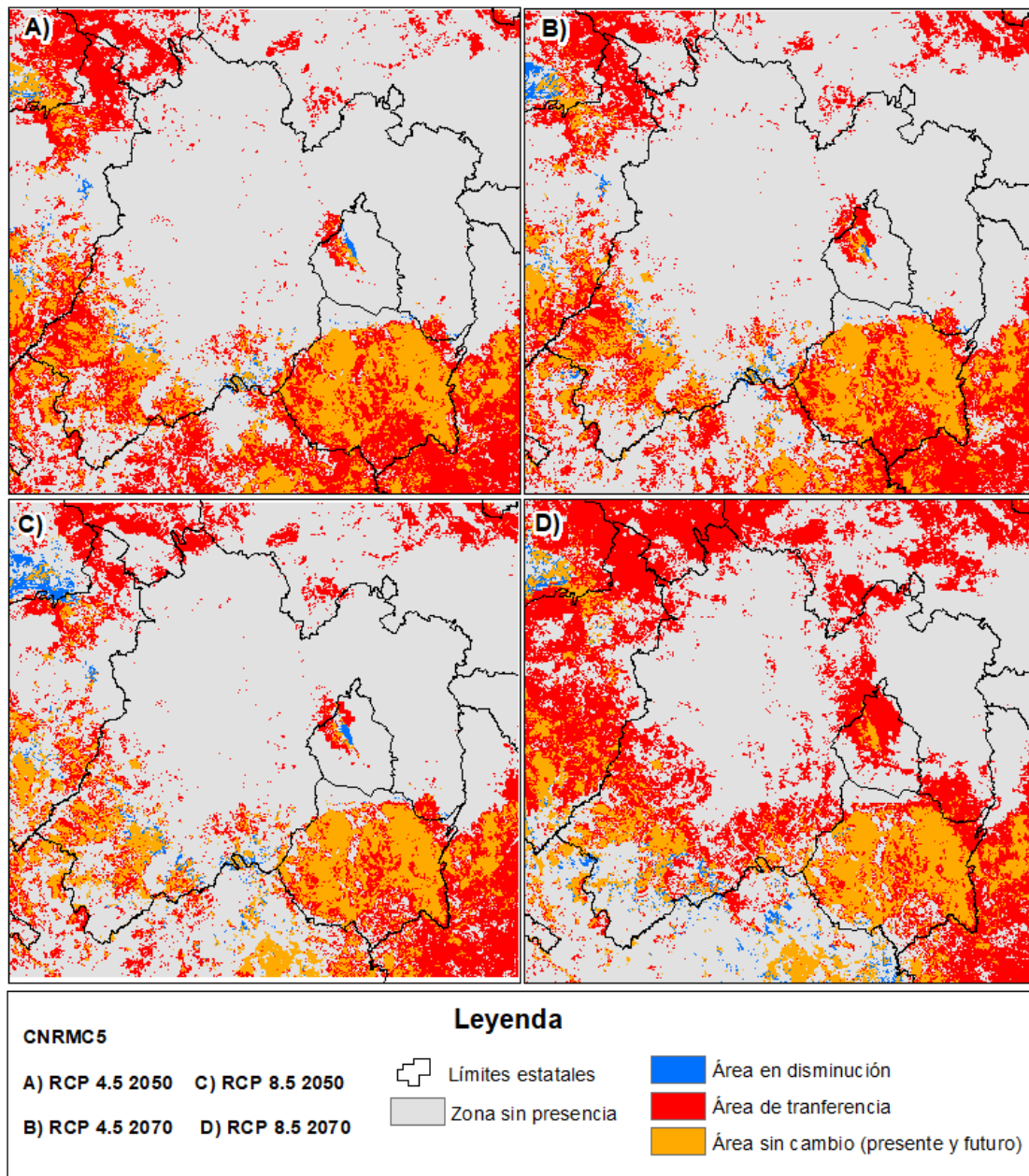


Figura 4.15 Escenarios del modelo CNRMC5 para RCP 4.5 y 8.5.

El modelo HADGEM2ES muestra los escenarios más complejos donde la variación del clima refleja un cambio en la distribución de las áreas de riesgo de transmisión. Para el RCP 4.5 del 2050 presenta que Morelos sigue mantenido el principal foco de transmisión conjuntándose con Puebla, sin embargo, en la parte sur muestra una disminución dejando solo pequeñas porciones (figura 4.16a). En la Ciudad de México muestra un incremento mayor respecto al modelo base, así mismo con las zonas de la parte norte en los Estados de Michoacán y Querétaro y algunas porciones en Hidalgo (figura 4.16a). En el RCP 8.5 de 2050 las áreas de la parte norte se desplazan hacia el centro afectando

el Estado de México y Ciudad de México. En Morelos mantiene el principal punto de transmisión y en Guerrero disminuye las zonas de vulnerabilidad (figura 4.16c).

En el RCP 4.5 del 2070 el comportamiento en las zonas de transmisión presenta porciones que van de la parte norte hacia el centro del Estado de México (figura 4.16b). El Estado de Morelos sigue manifestando un incremento hacia el Estado de Puebla. Como se puede observar para este escenario tanto la Ciudad de México como Morelos son las entidades con mayor riesgo de transmisión y problema que se acentúa por la densidad de población (figura 4.16b).

El RCP 8.5 del 2070 es considerado uno de los escenarios de mayor cambio, como se puede observar gran parte de la zona de estudio tiene condiciones favorables para la transmisión del mosquito (figura 4.16d). Con base a los resultados expuestos, las áreas de transmisión del virus solo están mostrando un desplazamiento hacia lugares donde era complicado el desarrollo del mosquito y así mismo la actividad de transmisión, aunado a las áreas que coincidieron en los 4 modelos y escenarios, que darse ese comportamiento podrían representar un problema severo para el sector salud.

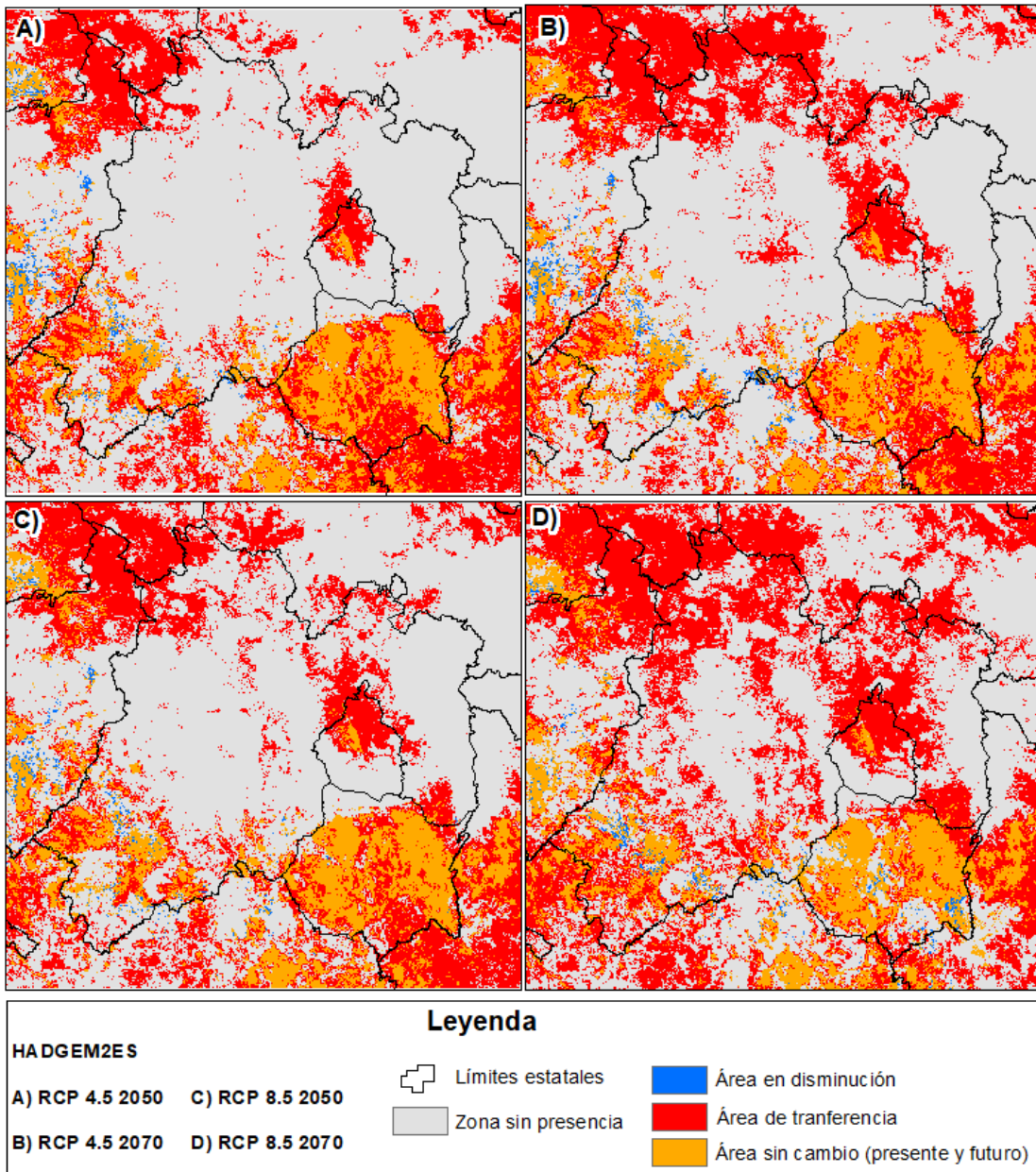


Figura 4.16 Escenarios del modelo HADGEM2ES para RCP 4.5 y 8.5.

En la gráfica (figura 4.12), se muestra que el comportamiento de cada uno de los modelos los cuales presentaron un cambio en los escenarios en su mayoría en incremento respecto al modelo base. De los cuatro modelos analizados se puede observar que el modelo MPIESMLR y GFDL_CM3 presenta escenarios donde la variabilidad no es tan extrema, a diferencia del modelo CNRCM5 y el HADGEM2ES que mostraron que la variabilidad en el clima es extremo; siendo el último modelo el que presentó mayor incremento en el área favorable para la distribución de la presencia de casos y del vector.

Valores promedio de los modelos.

Como se mencionó en la parte de metodología y como se ha observado en cada uno de los escenarios, las proyecciones difieren entre modelos. Por ello se optó por promediar los modelos con la finalidad de generar escenarios para un RCP 4.5 y 8.5 del 2050 y 2070 y obtener las áreas en las que aciertan los 4 modelos, y de esta manera acertar de mejor forma en la posible distribución del mosquito a futuro.

Respecto al modelo promediado, se puede observar que el RCP 4.5 (periodo 2050) presenta un incremento del área en riesgo, el cual se desplaza de Morelos hacia la parte sureste del estado de Puebla, así mismo se presentan pequeñas porciones del sur del Estado de México. Hacia la parte noroeste se muestra una posible área favorable para el vector, y en el centro (Ciudad de México) se muestra un ligero incremento (figura 4.17a). Para el RCP 8.5 de 2050 el área de riesgo en el noroeste se reduce, en la parte centro y noreste se mantiene (figura 4.17).

El RCP 4.5 de 2070 incrementa el área de riesgo en el noroeste, mientras que, en la Ciudad de México se mantiene, así mismo con las áreas de riesgo en Morelos y Puebla (figura 4.17c). Para el último RCP 8.5 de 2070 se logra observar un cambio en algunas zonas, como la Ciudad de México, así como un desplazamiento en el norte entre los límites de Morelos y Puebla, sin embargo estos cambios reflejan una disminución del área de riesgo (figura 4.17d).

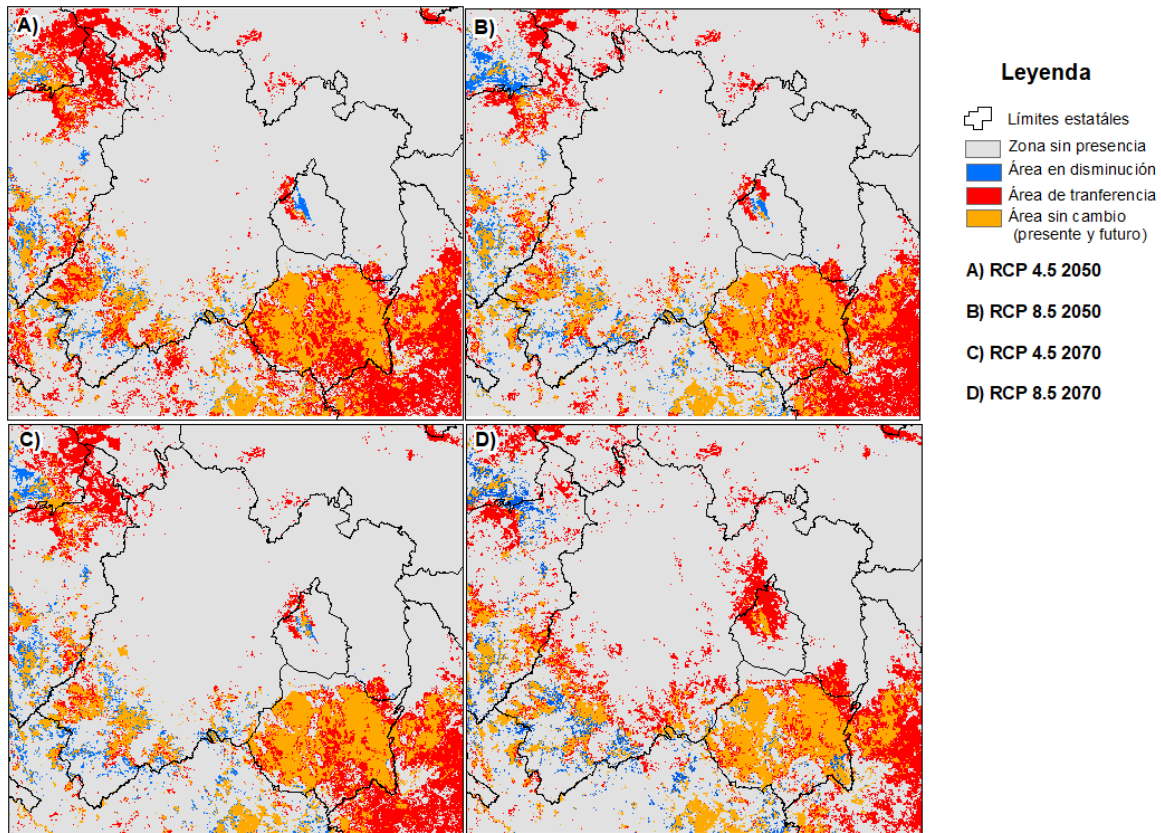


Figura 4.17 Dinámica espacial de los escenarios promedio para RCP 4.5 y 8.5.

Adicionalmente se puede decir que los escenarios promediados muestran un comportamiento diferente en comparación con los escenarios independientes, por lo que varían en cada una de las áreas de transmisión.

En la gráfica de estos escenarios promedio (figura 4.18), se observa que el área de incremento debido a la variabilidad extrema se presenta en el RCP 4.5 del 2050 y los RCP restantes logran mantenerse cercanos en sus valores de área, por lo que se puede decir que las áreas favorables para la presencia del mosquito no muestran un incremento si no que sufren un cambio en el desplazamiento donde algunas zonas donde se conocía que se podía dar la transmisión en un futuro ya no lo serán y áreas donde era complicada o desfavorable la transmisión en este periodo de tiempo y con las condiciones de clima serán favorables para la actividad de transmisión.

En la figura 4.18 se puede observar que el RCP 4.5 del 2050 presenta la mayor área de transmisión del virus, donde los rangos de la temperatura no son tan extremos en su incremento, manteniendo un rango favorable para la presencia del vector. En cuanto a los escenarios restantes, las temperaturas pueden incrementar a tal grado que sobrepasan los límites permisibles para que el vector pueda

desarrollarse y así mismo transmitir el virus donde muy posiblemente se descubran focos de transmisión.

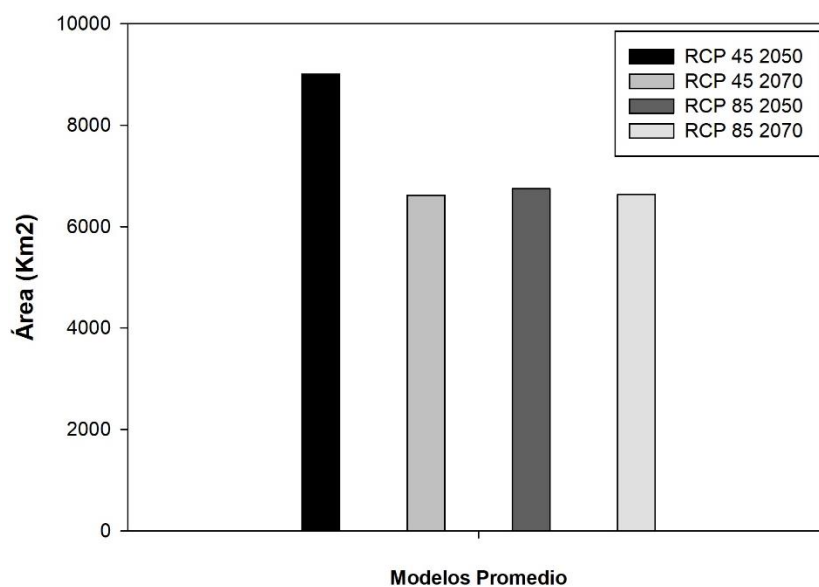


Figura 4.18 Escenarios promedio para RCP 4.5 y 8.5.

5. Conclusiones

Como parte de la investigación, se recabaron bases de datos sobre los registros de dengue del periodo 2009-2015 a nivel nacional, los cuales quedan a disposición de la elaboración de trabajos futuros dentro del Instituto Interamericano de Tecnología y Ciencias del Agua (IITCA) antes Centro Interamericano de Recursos del Agua (CIRA), ya que al inicio de esta investigación era una gran limitante.

La generación de regiones climáticas, permitió identificar las condiciones que influyen en la presencia de casos, y que podrían favorecer el desarrollo del mosquito, debido a que al tener mayor registro de casos, se llegaría a suponer que las condiciones de clima favorecen la actividad de transmisión. La condición de cálido, semicálido (cálido) y semicálido (templado) fueron los climas determinantes en la presencia de casos, por lo que este primer análisis podría considerarse como una herramienta en apoyo a la toma de decisiones, bajo el supuesto de que al presentarse estas condiciones existiría mayor probabilidad de la transmisión del dengue.

Como se observó, el trabajo presentó cambios, donde inicialmente se conocieron las condiciones de clima y su relación con la presencia de casos; esto permitió llevar la investigación a otra forma de análisis que es el modelado de la distribución potencial de la especie causante de la transmisión del

virus, ya que con base en sus características de nicho ecológico se identificaron las áreas probables para su presencia y así mismo la transmisión del dengue. El modelo de distribución potencial permitió identificar las áreas de predicción del *Ae. aegypti*, las cuales son similares a las áreas de la condición de clima cálido, semicálido cálido y semicálido templado.

El conjuntar dos fuentes de información (ISEM y el GBIF) para los registros de la especie, da una mejor certeza al modelo, debido a que estas dos fuentes son recabadas de diferentes formas, sin embargo en el modelado final, se encontró una buena asociación entre la predicción del modelo y la asociación con la presencia de casos.

Como una forma de evaluar la asociación del área predicha resultante del modelo, era necesario depurar los registros de dengue y trabajar solo con aquellos considerados como nativos. Por lo que el trabajo de investigación planteó un esquema de la intersección de criterios para la posible identificación de supuestos casos importados, un proceso que es necesario para la relación con las áreas predichas del vector, y puede aplicarse en otros modelos relacionados con la transmisión de enfermedades.

Las diferentes pruebas realizadas permitieron identificar las variables determinantes en la presencia del vector, en el que el NDVI, la precipitación estacional y la temperatura mínima del mes más frío fueron las que más contribuyeron al modelo (90%), y en cuanto a la precipitación del mes más húmedo y la humedad relativa contribuyeron solo el 10%. Cada una de las primeras variables influye en el ciclo de vida del mosquito desde su huevecillo hasta su etapa adulta donde hay mayor actividad de transmisión. En cuanto a las dos variables que contribuyen menos, pueden llegar a ser las más importantes, debido a que éstas favorecen dos etapas de desarrollo del vector, que es en su etapa de huevecillo y larva mantenido latente su desarrollo.

Como resultado del modelo se identificó que la zona más vulnerable a la transmisión se ubica en el Estado de Morelos considerada un área idónea con menor porcentaje de error y se presentan el mayor número de casos, mientras que en la parte suroeste de toda la zona de estudio se manifestó un riesgo bajo. Sin embargo un área importante a considerar es la Ciudad de México ya que es un núcleo de población con más de veinte millones de habitantes y es susceptible a incrementar en forma acelerada la transmisión del dengue.

Al comparar el modelado de distribución potencial con las áreas de clima, se identificó que la condición de temperatura es la que presentó mayor asociación con la presencia de casos, específicamente con cálido, semicálido (cálido) y semicálido (templado), donde estas áreas mostraron

una aproximación con las áreas idóneas de la presencia del mosquito, sin embargo si presentan diferencias en términos de área, dado que las condiciones térmicas antes mencionadas presentaron un área de 21,125km² y el área predicha es de 7,671.17km²

Finalmente la disponibilidad de información permitió por un lado hacer un análisis entre la presencia de casos y su relación con condiciones de clima, y por otro generar un modelo donde se integraron registros de la especie *Aedes aegypti* y su asociación con las localidades que presentaron casos. Por lo tanto los resultados generados de este trabajo pueden ser una herramienta útil en la detección de zonas de reproducción y presencia del *Aedes aegypti* y al mismo tiempo zonas de fácil transmisión y propagación del virus debido a su interacción entre las características ambientales del mosquito y a su vez con su actividad de transmisión como lo señalan diversos estudios (Cuervo-Robayo et al., 2017; Obenauer et al., 2017; Yañez-Arenas et al., 2017), convirtiéndose en una herramienta para fortalecer al sector salud en sus programas de prevención y reducción de la transmisión del dengue.

6. Bibliografía

- Aedo, S., Pavlov, S., & Clavero, F. (2010). Riesgo relativo y Odds ratio:¿ Qué son y cómo se interpretan. *Rev Obstet Ginecol*, 5(1), 51–54.
- Aguilar Ticona, J. P., Arriaga Gutiérrez, M. B., Chaves Torres, N. M., & Zeballos Rivas, D. R. (2017). Entendiendo la Odds Ratio. *Revista SCientífica*, 15, 27.
- Allen, R. G., Pereira, S. L., Raes, D., & Smith, M. (2006). *Evapotranspiración del cultivo: guías para la determinación de los requerimientos de agua de los cultivos* (Vol. 56). Roma: Food & Agriculture Org.
- Almanza-Vasquez, E., Puello-Mendoza, E., & Almanza-Meza, E. (2013). Porque convivir con el Dengue: control integrado del vector. *Rev. costarric. salud pública*, 22(2), 104–112.
- Ashraf, U., Peterson, A. T., Chaudhry, M. N., Ashraf, I., Saqib, Z., Ahmad, S. R., & Ali, H. (2017). Ecological niche model comparison under different climate scenarios: a case study of *Olea* spp. in Asia. *Ecosphere*, 8(5).
- Baglioni, C., Battagliese, G., Feige, B., Spiegelhalder, K., Nissen, C., Voderholzer, U., ... Riemann, D. (2011). Insomnia as a predictor of depression: a meta-analytic evaluation of longitudinal epidemiological studies. *Journal of affective disorders*, 135(1–3), 10–19.
- Ballester, F., Díaz, J., & Moreno, J. M. (2006). Cambio climático y salud pública: escenarios después de la entrada en vigor del Protocolo de Kioto. *Gaceta Sanitaria*, 20, 160–174.
- Barrera, R. (2010). Dinámica del dengue y *Aedes aegypti* en Puerto Rico. *Rev Biomed*, 21(3), 179–195.
- Barrera-Cruz, A., Díaz-Ramos, R., López-Morales, A., Grajales-Muñiz, concepción, ArturoVinięgra-Osorio, A., Zaldívar-Cervera, J., & Arriaga-Dávila, J. (2016). Lineamientos técnicos para la prevención, diagnóstico y tratamiento de la infección por virus Zika. *Rev Med Inst Mex Seguro Soc*, 54(2), 211–224.

- Barve, N., Barve, V., Jiménez-Valverde, A., Lira-Noriega, A., Maher, S. P., Peterson, A. T., ... Villalobos, F. (2011). The crucial role of the accessible area in ecological niche modeling and species distribution modeling. *Ecological Modelling*, 222(11), 1810–1819.
- Bernard, S. M., Samet, J. M., Grambsch, A., Ebi, K. L., & Romieu, I. (2001). The potential impacts of climate variability and change on air pollution-related health effects in the United States. *Environmental health perspectives*, 109(Suppl 2), 199.
- Bidegain, M., Coronel, G., Ríos, N., & De Los Santos, B. (2012). Escenarios climáticos futuros para Paraguay. *Meteorologica*, 37(2), 47–55.
- Bisset, J., Marquetti, M., García, A., Vandelerberghe, V., Leyva, M., & Van der Stuyft, P. (2008). Vigilancia pupal de *Aedes aegypti* como una herramienta en el control de este vector en un municipio con baja densidad poblacional en la ciudad de La Habana, Cuba. *Rev Biomedica*, 19, 92–103.
- Boer, E. P., de Beurs, K. M., & Hartkamp, A. D. (2001). Kriging and thin plate splines for mapping climate variables. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 3(2), 146–154.
- Brady, O., Gething, P., Bhatt, S., Messina, J., Brownstein, J., & Reithinger, R. (2012). Refining the Global Spatial Limits of Dengue Virus Transmission by Evidence.
- Brown, H. E., Diuk-Wasser, M. A., Guan, Y., Caskey, S., & Fish, D. (2008). Comparison of three satellite sensors at three spatial scales to predict larval mosquito presence in Connecticut wetlands. *Remote Sensing of Environment*, 112(5), 2301–2308.
- Brugger, K., & Rubel, F. (2013). Bluetongue disease risk assessment based on observed and projected *Culicoides obsoletus* spp. vector densities. *PLoS One*, 8(4), e60330.
- Calle, A. I., Marí, R. B., de las Heras, E., Lucientes, J., & Molina, R. (2017). Cambio climático en España y su influencia en las enfermedades de transmisión vectorial. *Revista de Salud Ambiental*, 17(1), 70–86.

- Campbell, L. P., Luther, C., Moo-Llanes, D., Ramsey, J. M., Danis-Lozano, R., & Peterson, A. T. (2015). Climate change influences on global distributions of dengue and chikungunya virus vectors. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 370(1665), 20140135–20140135. <https://doi.org/10.1098/rstb.2014.0135>
- Candelario-Mejía, G., Rodríguez-Rivas, A., Muñoz-Urías, A., Ibarra-Montoya, J. L., Chavéz-Lopez, C., Mosso-González, C., ... Ramírez-García, S. A. (2015a). Estudio ecológico mixto en México de la distribución de *Aedes aegypti*. Implicaciones en las políticas públicas. *Revista Medica MD*, 7(1), 13–19.
- Candel-Pérez, D., Lucas-Borja, M. E., & Linares, J. (2012). Predicciones del crecimiento en poblaciones de pino laricio (*Pinus nigra* Arn. ssp. *salzmannii*) bajo diferentes escenarios futuros de cambio climático. *Revista Ecosistemas*, 21(3), 41–49.
- Cassab, A., Morales, V., & Mattar, S. (2010). Factores climáticos y casos de dengue en Montería, Colombia: 2003-2008. *Revista de Salud Pública*, 13(1), 115–128.
- Cavazos, T., Salinas, J. A., Martínez, B., Colorado, G., de Grau, P., Prieto-González, R., & Bravo, M. (2013). Actualización de escenarios de cambio climático para México como parte de los productos de la Quinta Comunicación Nacional. *Informe, México, Instituto Nacional de Ecología y Cambio Climático*.
- CENAPRECE. (2015). *El vector del dengue*. Recuperado de <http://www.cenaprece.salud.gob.mx/programas/interior/vectores/dengue/vector.html>
- Cerda, J., & Villarroel del, L. (2008). Evaluación de la concordancia inter-observador en investigación pediátrica: Coeficiente de Kappa. *Revista chilena de pediatría*, 79(1), 54–58.
- Chin, J. (2001). El control de las enfermedades transmisibles: Informe oficial de la Asociación Estadounidense de Salud Pública. En *El control de las enfermedades transmisibles: Informe oficial de la Asociación Estadounidense de Salud Pública* (pp. 748–748).

- Cortés-Reyes, É., Rubio-Romero, J. A., & Gaitán-Duarte, H. (2010). Métodos estadísticos de evaluación de la concordancia y la reproducibilidad de pruebas diagnósticas. *Revista colombiana de obstetricia y ginecología*, 61(3), 247–255.
- Costa, E. A. P. de A., Santos, E. M. de M., Correia, J. C., & Albuquerque, C. M. R. de. (2010). Impact of small variations in temperature and humidity on the reproductive activity and survival of *Aedes aegypti* (Diptera, Culicidae). *Revista Brasileira de Entomologia*, 54(3), 488–493.
- Costa, F. S., Silva, J. J. da, Souza, C. M. de, & Mendes, J. (2008). Dinâmica populacional de *Aedes aegypti* (L) em área urbana de alta incidência de dengue. *Rev Soc Bras Med Trop*, 41(3), 309–312.
- Cruz Pineda, C. A., Sebrango Rodríguez, C., Cristo Hernández, M. E., Pina, C., Marquetti Fernández, M. del C., & Sánchez Valdés, L. (2010). Comportamiento estacional y temporal de *Aedes aegypti* (Diptera: Culicidae) en Sancti Spíritus, 1999-2007. *Revista Cubana de Medicina Tropical*, 62(1), 1–10.
- Cuervo-Robayo, A. P., Escobar, L. E., Osorio-Olvera, L. A., Nori, J., Varela, S., Martínez-Meyer, E., ... Peterson, A. T. (2017). Introducción los análisis espaciales con énfasis en modelos de nicho ecológico, 45–57.
- Cuervo-Robayo, A. P., Téllez-Valdés, O., Gómez-Albores, M. A., Venegas-Barrera, C. S., Manjarrez, J., & Martínez-Meyer, E. (2014). An update of high-resolution monthly climate surfaces for Mexico. *International Journal of Climatology*, 34(7), 2427–2437.
- Delgado, G. C., Gay, C., Imaz, M., & Martínez, M. A. (2010). México frente al cambio climático. Retos y oportunidades.
- Díaz Díaz-Delgado C., Gómez-Albores M.A., Becerril-Piña R., Mastachi-Loza C.A., & Romero-Contreras T. (2015). Efectos de la variabilidad climática en el cultivo de maíz de temporal: análisis exploratorio en la cuenca alta del río Lerma (1960-2009). En *Avances en Ciencias del Agua* (Vol. 1, p. 525). Universidad Autónoma del Estado de México.

- Díaz-Padilla, G., Sánchez Cohen, I., Quiroz, R., Garatuza Payán, J., Watts Thorp, C., & Cruz Medina, I. R. (2008). Interpolación espacial de la precipitación pluvial en la zona de barlovento y sotavento del Golfo de México. *Agricultura técnica en México*, 34(3), 279–287.
- Eastman J. R. (2012). Manual Idrisi Selva edition (v.16.03).
- Ebi, K. L., & Nealon, J. (2016). Dengue in a changing climate. *Environmental research*, 151, 115–123.
- Elith, J., H. Graham, C., P. Anderson, R., Dudík, M., Ferrier, S., Guisan, A., ... E. Zimmermann, N. (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>
- Elith, J., Phillips, S. J., Hastie, T., Dudík, M., Chee, Y. E., & Yates, C. J. (2011). A statistical explanation of MaxEnt for ecologists. *Diversity and distributions*, 17(1), 43–57.
- Escobar-Mesa, J., & Gómez-Dantés, H. (2003). Determinantes de la transmisión de dengue en Veracruz: un abordaje ecológico para su control. *Salud pública de México*, 45(1), 43–53.
- Eum, J.-H., Scherer, D., Fehrenbach, U., & Woo, J.-H. (2011). Development of an urban landcover classification scheme suitable for representing climatic conditions in a densely built-up Asian megacity. *Landscape and Urban Planning*, 103(3), 362–371.
- Fajardo-Dolci, G., Meljem-Moctezuma, J., Vicente-González, E., Venegas-Páez, F. V., Mazón-González, B., & Aguirre-Gas, H. G. (2012). El dengue en México Conocer para mejorar la calidad de la atención. *Revista Médica del Instituto Mexicano del Seguro Social*, 50(6), 631–639.
- Fernández Eguiarte, A., Zavala Hidalgo, J. Romero Centeno R., Conde Álvarez, A. C. y Trejo Vazquez, R. I. (2015). Actualización de los escenarios de cambio climático para estudios de impactos, vulnerabilidad y adaptación. Insituto Nacional de Ecología y Cambio Climático, Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales. Recuperado de [file:///C:/Users/Hp/Downloads/Atlas_2_190215_documentacion%20\(1\).pdf](file:///C:/Users/Hp/Downloads/Atlas_2_190215_documentacion%20(1).pdf)

- Fielding, A. H., & Bell, J. F. (1997). A review of methods for the assessment of prediction errors in conservation presence/absence models. *Environmental conservation*, 24(1), 38–49.
- Flato, G., Marotzke, J., Abiodun, B., Braconnot, P., Chou, S. C., Collins, W., ... Eyring, V. (2013). Evaluation of climate models.
- Freixanet, V. F. (2000). Análisis Climático. Recuperado de http://arq-bioclomatica.com/index.php?option=com_phocadownload&view=category&id=4:programas&Itemid=1.
- Frumkin, H. (2010). *Salud ambiental: de lo global a lo local*. OPS.
- Gallardo, C., Gil, V., Hagel, E., Tejeda, C., & de Castro, M. (2013). Assessment of climate change in Europe from an ensemble of regional climate models by the use of Köppen–Trewartha classification. *International Journal of Climatology*, 33(9), 2157–2166.
- García. (1987). *Modificaciones al sistema de clasificación climática de Köppen, México*. (4a ed.). Talleres de offset Larios.
- García. (2004). Modificaciones al Régimen de Clasificación Climática de Köppen. *Instituto de Geografía, UNAM. México, DF [Links]*.
- García, C., García, L., Espinosa-Carreón, L., & Ley, C. (2011). Abundancia y distribución de *Aedes aegypti* (Diptera: Culicidae) y dispersión del dengue en Guasave Sinaloa, México. *Revista de Biología Tropical*, 59(4), 1609–1619.
- Gay, C., Estrada, F., Conde, C., & Eakin, H. (2004). Impactos potenciales del Cambio Climático en la agricultura: escenarios de producción de café para el 2050 en Veracruz (México). *El Clima, entre el Mar y la Montaña*, (4), 651–660.
- Gómez-Dantés, H. (2007). Elementos económicos y políticos que impactan en el control del dengue en México. *Salud Pública de México*, 49, 117–119.
- Gómez-Dantés, H., Martín, J. L. S., Danis-Lozano, R., & Manrique-Saide, P. (2011). La estrategia para la prevención y el control integrado del dengue en Mesoamérica. *salud pública de méxico*, 53, s349–s357.

- González-Yañez, A. A., & Ortiz, P. (2002). Relación estacional entre el clima y la abundancia relativa del camarón rosado *Farfantepenaeus notialis* en el Golfo de Ana María, Cuba. *Revista de Investigaciones Marinas*, 23(2), 97–104.
- Gore, A., & Gonzalez del Solar, R. (2007). Una verdad incomoda: La crisis planetaria del calentamiento global y como afrontarla.
- Gubler, D. J. (1998). Dengue and dengue hemorrhagic fever. *Clinical microbiology reviews*, 11(3), 480–496.
- Gutiérrez-García, G., & Ricker, M. (2011). Climate and climate change in the region of Los Tuxtlas (Veracruz, Mexico): A statistical analysis. *Atmósfera*, 24(4), 347–373.
- Hagberg, M., & Wegman, D. (1987). Prevalence rates and odds ratios of shoulder-neck diseases in different occupational groups. *Occupational and Environmental Medicine*, 44(9), 602–610.
- Hayes, E. B. (2009). Zika virus outside Africa. *Emerg Infect Dis*, 15(9), 1347–1350.
- Hsueh, Y.-H., Lee, J., & Beltz, L. (2012). Spatio-temporal patterns of dengue fever cases in Kaoshiung City, Taiwan, 2003–2008. *Applied Geography*, 34, 587–594.
- Hutchinson, G. E. (1957). Cold spring harbor symposium on quantitative biology. *Concluding remarks*, 22, 415–427.
- Hutchinson, M. F., McKenney, D. W., Lawrence, K., Pedlar, J. H., Hopkinson, R. F., Milewska, E., & Papadopol, P. (2009). Development and testing of Canada-wide interpolated spatial models of daily minimum-maximum temperature and precipitation for 1961-2003. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 48(4), 725–741.
- Ibañez-Bernal, S., & Dantes, H. G. (1995). Los vectores del dengue en México: una revisión crítica. *Salud pública de México*, 37.
- Illi, S., von Mutius, E., Lau, S., Bergmann, R., Niggemann, B., Sommerfeld, C., & Wahn, U. (2001). Early childhood infectious diseases and the development of asthma up to school age: a birth cohort study. *Bmj*, 322(7283), 390–395.

- INEGI. (2015). Censo de población y vivienda 2010. Recuperado de <http://www.beta.inegi.org.mx/proyectos/ccpv/2010/>
- IPCC. (2014A). Cambio Climático 2014, impactos, adaptación y vulnerabilidad. Resumen para responsabilidades de políticas. Recuperado de https://www.ipcc.ch/pdf/assessment-report/ar5/wg2/ar5_wgII_spm_es.pdf
- IPCC. (2002). Documento técnico V del IPCC.
- IPCC. (2011). Glosario de Términos. URL: <http://www.ipcc.ch/pdf/glossary/tar-ipcc-terms-sp.pdf>. Descargado, 3(05).
- IPCC. (2013). Cambio Climático 2013, Bases físicas, Resumen para responsabilidades de políticas, resumen técnico y preguntas frecuentes. Recuperado de http://www.ipcc.ch/pdf/assessment-report/ar5/wg1/WG1AR5_SummaryVolume_FINAL_SPANISH.pdf
- IPCC. (2014). Glosario. Recuperado de https://www.ipcc.ch/pdf/assessment-report/ar5/syr/AR5_SYR_glossary_ES.pdf
- IPCC, (2017). AR5 GCM data [Data Distribution Centre IPCC]. Recuperado el 8 de noviembre de 2018, de http://www.ipcc-data.org/sim/gcm_monthly/AR5/index.html
- IPCC, (2001). Cambio climático 2001. *Mitigación, IPCC, Ginebra.*
- Jewell, N. (2005). Statistics for epidemiology. *Statistics in Medicine*, 24(20), 3237–3238.
- Khatchikian, C., Sangermano, F., Kendell, D., & Livdahl, T. (2010). Evaluation of species distribution model algorithms for fine-scale container-breeding mosquito risk prediction. *Medical and veterinary entomology*, 25(3), 268–275.
- Koopman, J. S., Prevots, D. R., Mann, M. A. V., Dantes, H. G., Aquino, M. L. Z., Longini, I. M., & Amor, J. S. (1991). Determinants and predictors of dengue infection in Mexico. *American journal of epidemiology*, 133(11), 1168–1178.
- Kottek, M., Grieser, J., Beck, C., Rudolf, B., & Rubel, F. (2006). World map of the Köppen-Geiger climate classification updated. *Meteorologische Zeitschrift*, 15(3), 259–263.

- Kraemer, M. U., Sinka, M. E., Duda, K. A., Mylne, A. Q., Shearer, F. M., Barker, C. M., ... Van Bortel, W. (2015). The global distribution of the arbovirus vectors *Aedes aegypti* and *Ae. albopictus*. *elife*, 4.
- Kumar, S., & Stohlgren, T. J. (2009). Maxent modeling for predicting suitable habitat for threatened and endangered tree *Canacomyrica monticola* in New Caledonia. *Journal of Ecology and Natural Science Vol 1(4), 1(4)*, 094–098. <https://doi.org/10.3390/d1020118>
- Liria, J., & Navarro, J. (2010). Modelo de nicho ecológico en *Haemagogus Williston* (Diptera: Culicidae), vectores del virus de la fiebre amarilla. *Revista Biomedica*, 21(3), 149–161.
- Lobo, J. M., Jiménez-Valverde, A., & Real, R. (2008). AUC: a misleading measure of the performance of predictive distribution models. *Global ecology and Biogeography*, 17(2), 145–151.
- López-Vélez, R., & Molina Moreno, R. (2005). Cambio climático en España y riesgo de enfermedades infecciosas y parasitarias transmitidas por artrópodos y roedores. *Revista Española de Salud Pública*, 79(2), 177–190.
- Lozano-Fuentes, S., Welsh-Rodriguez, C., Monaghan, A. J., Steinhoff, D. F., Ochoa-Martinez, C., Tapia-Santos, B., ... Eisen, L. (2014). Intra-annual changes in abundance of *Aedes* (*Stegomyia*) *aegypti* and *Aedes* (*Ochlerotatus*) *epactius* (Diptera: Culicidae) in high-elevation communities in Mexico. *Journal of medical entomology*, 51(4), 742–751.
- Machado-Machado, E. A. (2012a). Empirical mapping of suitability to dengue fever in Mexico using species distribution modeling. *Applied Geography*, 33(1), 82–93. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2011.06.011>
- Manzano-Solís, R., Gómez-Albores, M. A., Díaz-Delgado, C., Mastachi-Loza, C. A., Ordoñez-Sierra, R., Bâ, K. M., & Franco-Plata, R. (2018). Identification of Variations in the Climatic Conditions of the Lerma-Chapala-Santiago Watershed by Comparative Analysis of Time Series. *Advances in Meteorology*, 2018.

- Martínez, M. F., Osnaya, P., & Bremauntz, A. F. (2004). *Cambio climático: una visión desde México*. Instituto Nacional de Ecología. Recuperado de <http://www2.inecc.gob.mx/publicaciones/download/437.pdf>
- McKenney, D. W., Hutchinson, M. F., Papadopol, P., Lawrence, K., Pedlar, J., Campbell, K., ... Owen, T. (2011). Customized spatial climate models for North America. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 92(12), 1611.
- McMichael, A. J., & Woodruff, R. E. (2003). *Climate change and human health*. Springer. Recuperado de <http://www.who.int/globalchange/publications/climchange.pdf>
- Mieli, M. V., & Campos, R. E. (2003). Oviposition activity and seasonal pattern of a population of *Aedes (Stegomyia) aegypti* (L.) (Diptera: Culicidae) in subtropical Argentina. *Memórias do Instituto Oswaldo Cruz*, 98(5), 659–663.
- Moreno-Altamirano, A., López-Moreno, S., & Corcho-Berdugo, A. (2000). Principales medidas en epidemiología. *salud pública de México*, 42(4).
- Nájera. (2011). *Modelación de tendencia espacio-temporal de enfermedades relacionadas con el agua y su asociación con determinantes ambientales*. Universidad Autónoma del Estado de México, Toluca, Estado de México.
- Núñez-Colín, C. A. (2010). Distribución y caracterización eco-climática del membrillo cimarrón (*Amelanchier denticulata* (Kunth) Koch) en México. *Revista Chapingo. Serie horticultura*, 16(3), 195–206.
- Obenauer, J. F., Joyner, T. A., & Harris, J. B. (2017). The importance of human population characteristics in modeling *Aedes aegypti* distributions and assessing risk of mosquito-borne infectious diseases. *Tropical medicine and health*, 45(1), 38.
- OMS. (2009). Dengue, guías para el diagnóstico, tratamiento, prevención y control. Recuperado de http://www.who.int/topics/dengue/9789995479213_spa.pdf
- OPS, P. M. (2017). *Marco para la eliminación de la malaria*. Washintong, D.C.

- OPS y OMS. (2017a). Dengue: Datos, mapas y estadísticas. Recuperado de http://www.paho.org/hq/index.php?option=com_topics&view=readall&cid=3274&Itemid=40734&lang=es
- OPS y OMS. (2017b). Guia para eliminación de la malaria. Recuperado de <http://www1.paho.org/hq/dmdocuments/2011/Guia-reorient-progr-control-malaria-eliminacion.pdf>
- Palma-da Cunha-Matta, A., Soares-Moreno, S., Cardosode Almeida, A., Aquilera-de Freitas, V., & Carod-Artal, F. (2004). Complicaciones neurológicas de la infección por el virus del dengue. *Rev Neurol*, *39*, 233–237.
- Parry, M., Canziani, O., Palutikof, J., Van der Linden, P., & Hanson, C. (2007). Contribution of working group II to the fourth assessment report of the intergovernmental panel on climate change, 2007. *Climate Change 2007: Working Group II: Impacts, Adaptation and Vulnerability*.
- Patz, J. A., Martens, W., Focks, D. A., & Jetten, T. H. (1998). Dengue fever epidemic potential as projected by general circulation models of global climate change. *Environmental health perspectives*, *106*(3), 147.
- Peterson, A. T. (2014). *Mapping disease transmission risk: enriching models using biogeography and ecology*. JHU Press.
- Peterson, A. T., Martínez-Campos, C., Nakazawa, Y., & Martínez-Meyer, E. (2005). Time-specific ecological niche modeling predicts spatial dynamics of vector insects and human dengue cases. *Transactions of the Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene*, *99*(9), 647–655. <https://doi.org/10.1016/j.trstmh.2005.02.004>
- Peterson, A. T., Papeş, M., & Soberón, J. (2008). Rethinking receiver operating characteristic analysis applications in ecological niche modeling. *Ecological modelling*, *213*(1), 63–72.
- Peterson, Papeş, M., & Eaton, M. (2007). Transferability and model evaluation in ecological niche modeling: a comparison of GARP and Maxent. *Ecography*, *30*(4), 550–560.

- Peterson, T. (2006). Ecologic niche modeling and spatial patterns of disease transmission.
- Peterson, T., & Soberón, J. (2012a). Species distribution modeling and ecological niche modeling: getting the concepts right. *Natureza & Conservação*, *10*(2), 102–107.
- Phillips, S. J., Anderson, R. P., & Schapire, R. E. (2006). Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological modelling*, *190*(3), 231–259.
- Phillips, S. J., & Dudík, M. (2008). Modeling of species distributions with Maxent: new extensions and a comprehensive evaluation. *Ecography*, *31*(2), 161–175.
- Polack, S., Brooker, S., Kuper, H., Mariotti, S., Mabey, D., & Foster, A. (2005). Mapping the global distribution of trachoma. *Bulletin of the World Health Organization*, *83*(12), 913–919.
- Portier, C. J., Tart, K. T., Carter, S. R., Dilworth, C. H., Grambsch, A. E., Gohlke, J., ... Lutz, J. (2010). A human health perspective on climate change: a report outlining the research needs on the human health effects of climate change. *Journal of Current Issues in Globalization*, *6*(4), 621.
- Prüss-Üstün, A., & Corvalán, C. (2006). Preventing disease through healthy environments. *Towards an estimate of the environmental burden of disease*. Geneva: World Health Organization.
- Rego, P. R., Guitián, M. A. R., Román, M. R., Dacosta, J. F., Sánchez, B. H., López, J. B., ... Sánchez, S. M. (2005). La expresión territorial de la biodiversidad. Paisajes y hábitats. *Recursos Rurais*, 109.
- Rey, J. R., & Lounibos, P. (2015). Ecología de *Aedes aegypti* y *Aedes albopictus* en América y transmisión enfermedades. *Biomédica*, *35*(2), 177–185.
- Robles, J. N., & Gómez-Dantés, H. (1995). El dengue en México: un problema prioritario de salud pública. *Salud Pública de México*, *37*.
- Rujano, M., Oraá, L., Rondón, Y., Sánchez, M., Rondón, M., Sánchez, Y., ... Nieves, E. (2015). Modelo de la distribución de especies vectores de Leishmaniasis del género *Lutzomyia* (Diptera: Psychodidae) en Mérida Venezuela. *Rev. Intropica*, *10*(June), 37–51. <https://doi.org/10.21676/23897864.1646>

- Santillán, N. S., & Garduño, R. (2008). Algunas consideraciones acerca de los sistemas de clasificación climática. *ContactoS*, 68, 5–10.
- Segurado, P., Araujo, M. B., & Kunin, W. (2006). Consequences of spatial autocorrelation for niche-based models. *Journal of Applied Ecology*, 43(3), 433–444.
- SEMARNAT. (2009). Cambio Climático, “Ciencia, Evidencia y Acciones”. Recuperado de http://www.semarnat.gob.mx/archivosanteriores/informacionambiental/Documents/05_serie/cambio_climatico.pdf
- Shannon, C. E. (1949). Communication theory of secrecy systems. *Bell system technical journal*, 28(4), 656–715.
- Smith, M. T. (2007). *Ecología* (6a edición). Madrid: Pearson.
- Soberon, J., & Peterson, A. T. (2005). Interpretation of models of fundamental ecological niches and species’ distributional areas.
- Sparovek, G., De Jong Van Lier, Q., & Dourado Neto, D. (2007). Computer assisted Koeppen climate classification: a case study for Brazil. *International Journal of Climatology*, 27(2), 257–266.
- Stocker, T., Qin, D., Plattner, G., Tignor, M., Allen, S., Boschung, J., ... Midgley, P. (2013). Cambio Climático 2013: Bases físicas. Contribución del Grupo de trabajo I al Quinto Informe de Evaluación del Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático.
- Taylor, K. E., Stouffer, R. J., & Meehl, G. A. (2012). An overview of CMIP5 and the experiment design. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 93(4), 485–498.
- Téllez, O., Hutchinson, M. A., Nix, H. A., & Jones, P. (2011). Desarrollo de coberturas digitales climáticas para México. *Cambio Climático. Aproximaciones para el Estudio de su Efecto sobre la Biodiversidad*, 15–23.
- Tonietto, J., & Carbonneau, A. (2004). A multicriteria climatic classification system for grape-growing regions worldwide. *Agricultural and Forest Meteorology*, 124(1), 81–97.
- Torres-Galicia, I., Cortés-Poza, D., & Becker, I. (2014). Dengue en México: análisis de dos décadas. *Gaceta Médica De México*, 150, 122–127.

- Van Vuuren, D. P., Edmonds, J., Kainuma, M., Riahi, K., Thomson, A., Hibbard, K., ... Lamarque, J.-F. (2011). The representative concentration pathways: an overview. *Climatic change*, *109*(1–2), 5.
- Warren, D. L., & Seifert, S. N. (2011). Ecological niche modeling in Maxent: The importance of model complexity and the performance of model selection criteria. *Ecological Applications*, *21*(2), 335–342. <https://doi.org/10.1890/10-1171.1>
- Wu, P.-C., Guo, H.-R., Lung, S.-C., Lin, C.-Y., & Su, H.-J. (2007). Weather as an effective predictor for occurrence of dengue fever in Taiwan. *Acta tropica*, *103*(1), 50–57.
- Yang, X. Q., Kushwaha, S. P. S., Saran, S., Xu, J., & Roy, P. S. (2013). Maxent modeling for predicting the potential distribution of medicinal plant, *Justicia adhatoda* L. in Lesser Himalayan foothills. *Ecological Engineering*, *51*, 83–87. <https://doi.org/10.1016/j.ecoleng.2012.12.004>
- Yañez-Arenas, C., Peterson, A. T., Mokondoko, P., Rojas-Soto, O., & Martínez-Meyer, E. (2014). The use of ecological niche modeling to infer potential risk areas of snakebite in the Mexican state of Veracruz. *PloS one*, *9*(6), e100957.
- Yañez-Arenas, C., Rioja-Nieto, R., Martín, G. A., Dzul-Manzanilla, F., Chiappa-Carrara, X., Buenfil-Ávila, A., Pérez-Rentería, C. (2017). Characterizing environmental suitability of *Aedes albopictus* (Diptera: Culicidae) in Mexico based on regional and global niche models. *Journal of medical entomology*, *55*(1), 69–77.

7. Anexos

Anexo 1.

En ese sentido el modelo de idoneidad (imagen inferior izquierda, figura A1), muestra la identificación de 160 localidades con presencia de casos de fiebre por dengue, en la figura A2, la identificación de 65 localidades (puntos verdes) con casos importados bajo el criterio $R \cap T \cap C$, y las cuáles se eliminaron para correr el modelo. Como se puede apreciar el modelo resultante muestra una zona de alta probabilidad de presencia de casos en el Estado de Morelos, por lo que se intentó conseguir la información de ubicación de casos en esa porción de la zona de estudio y conocer el nivel de predicción del modelo.

El último modelo de idoneidad (imagen inferior derecha) muestra el total de casos en la zona de estudio, agregándose 197 puntos a los 95 ya existentes dentro del Estado de México. Como se aprecia en la imagen una mayor presencia de casos en los Estados de Morelos y Guerrero modifican el resultado de la modelación.

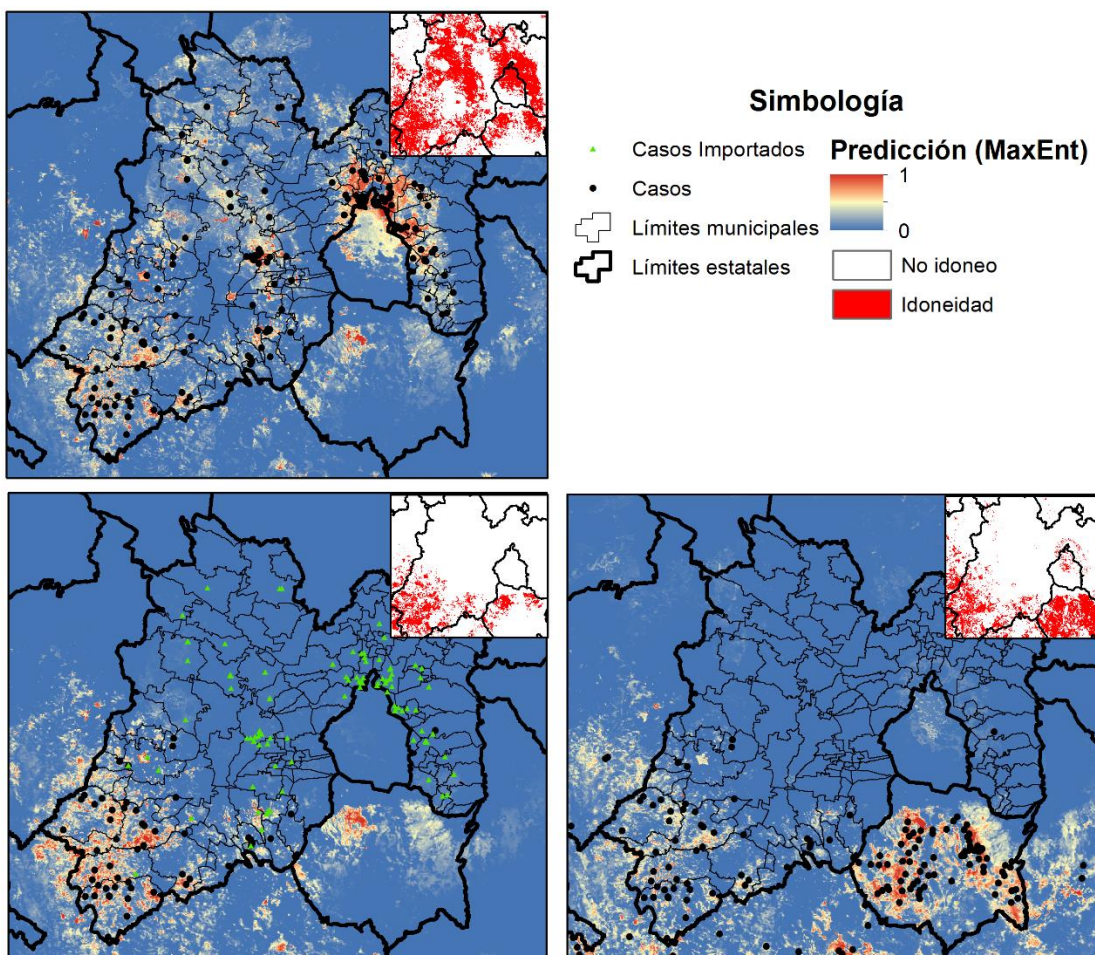


Figura A1. Ejemplificación de las diferencias en los resultados de modelar la distribución bajo consideraciones distintas en la selección de la variable de entrada, en este caso, presencia de fiebre por dengue en localidades.

Anexo 2.

En los gráficos de la figura A2, se puede observar cada una de las 5 variables a considerar para generar el modelo de distribución de nicho, mostrando los umbrales óptimos en lo que es muy posible identificar la especie. La mayoría de los perfiles muestran un comportamiento en incremento de probabilidad de presencia de 0.9.

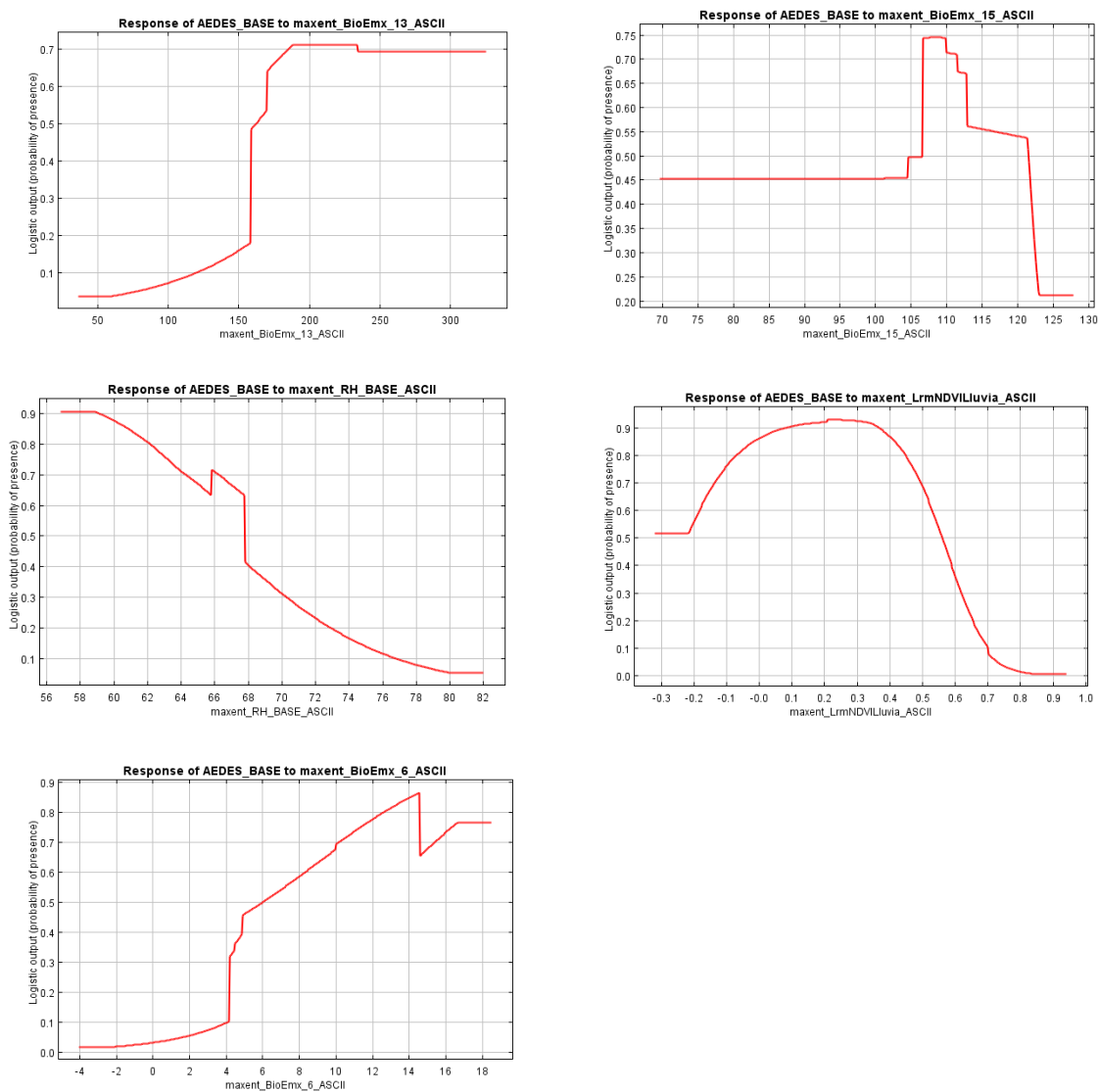


Figura A2. Comportamiento de las variables.

Se puede observar que las variables del modelo, presentan un comportamiento similar. En la parte sur de la zona de estudio se muestra que el incremento en las 5 variables es donde se identificó el área predicha, indicando que las combinaciones de las variables son determinantes en la presencia del vector.

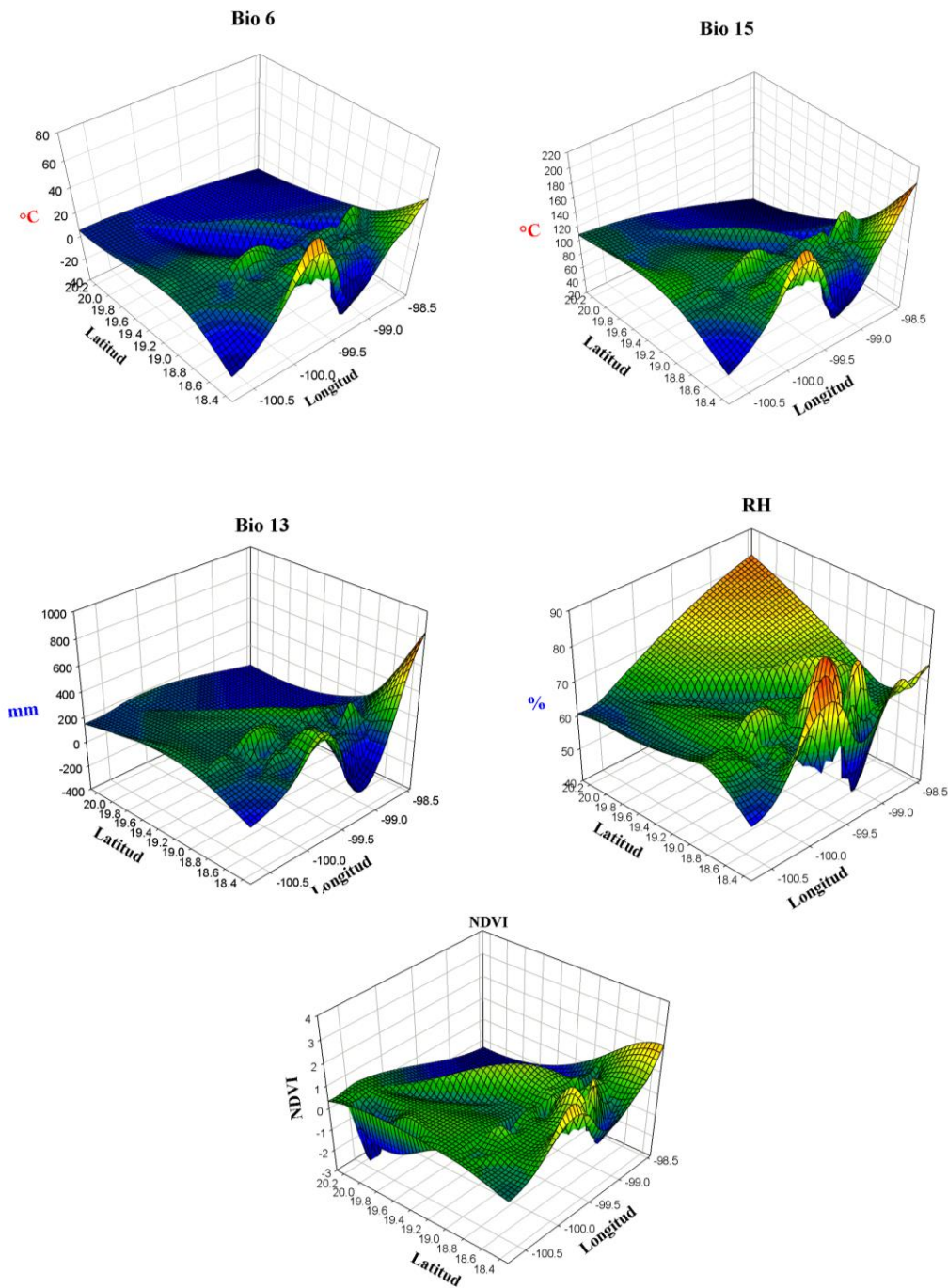


Figura A3. Variables climáticas.