

Programa Universitario de Investigación en Ciencias Básicas

Relación entre la resiliencia en la densidad *Aedes aegypti* Linnaeus, 1762 y *Aedes albopictus*, Skuse 1895 con terrenos deshabitados con cobertura vegetal

Partida presupuestaria: 4.8.58.0.74

Código del proyecto de investigación: B3CU-2022

Centro Universitario de Zacapa

Coordinador del Proyecto: Julio David Soto López  
Auxiliar de Investigación: Valeska Jimena Contreras Paz  
Auxiliar de Investigación: Mario Santiago Zetina Maldonado

Guatemala 22/02/2023

## **Autoridades de la Dirección General de Investigación**

Dra. Alice Burgos Paniagua  
Directora General de Investigación

Ing. Agr. MARN Julio Rufino Salazar  
Coordinador General de Programas

Ing. Agr. MARN Julio Rufino Salazar  
Coordinador del Programa de Investigación

## **Autoridades del Centro Universitario de Zacapa**

Dr. Carlos Augusto Vargas Gálvez  
Director, Centro Universitario de Zacapa

Dr. Manuel Alejandro Barrios Izás  
Coordinador, Instituto de Investigaciones, Centro Universitario de Zacapa

## **Autores**

Julio David Soto López  
Coordinador de Proyecto

Valeska Jimena Contreras Paz  
Auxiliar de Investigación II

Mario Santiago Zetina Maldonado  
Auxiliar de Investigación II

Colaboradores: Gerber Daniel Guzmán / Escuela de Biología, Universidad de San Carlos de Guatemala

Universidad de San Carlos de Guatemala, Dirección General de Investigación (Digi), 2022. El contenido de este informe de investigación es responsabilidad exclusiva de sus autores.

Esta investigación fue cofinanciada con recursos del Fondo de Investigación de la Digi de la Universidad de San Carlos de Guatemala a través de la partida presupuestaria 4.8.58.0.74 con código B3CU-2022 en el Programa Universitario de Investigación de Ciencias Básicas.

Los autores son responsables del contenido, de las condiciones éticas y legales de la investigación desarrollada.



Universidad de San Carlos de Guatemala  
Dirección General de Investigación



## Índice general

1	5	
2	6	
3	8	
4	9	
	<b>Delimitación en tiempo</b>	<b>9</b>
	<b>Delimitación espacial</b>	<b>9</b>
5	9	
6	13	
7	15	
8	15	
9	15	
11	20	
12	38	
13	41	
14	48	
15	54	
16	54	
17	54	
18	54	
19	55	
20	55	
21	56	
22	56	

## Índice de Figuras y Tablas

Figura 1.	pg 16
Figura 2.	pg 25
Figura 3.	pg 26
Figura 4.	pg 27
Figura 5.	pg 27
Figura 6.	pg 29
Figura 7.	pg 31
Figura 8.	pg 34
Figura 9.	pg 35
Figura 10.	pg 36
Figura 11.	pg 37
Figura 12.	pg 49
Figura 13.	pg 50
Figura 14.	pg 51
Figura 15.	pg 52
Figura 16.	pg 53
Tabla 1.	pg 28
Tabla 2.	pg 32
Tabla 3.	pg 33

## 1 Resumen y palabras claves

El dengue es una enfermedad ampliamente distribuida en el mundo, con presencia considerable en Guatemala. Actualmente se ha descrito que posee dos vectores, los culícidos *Aedes aegypti* y *Aedes*

*albopictus*, cuyas distribuciones son heterogéneas en tiempo y espacio. El Ministerio de Salud Pública y Asistencia Social (MSPAS) realiza acciones para el control de los brotes de dengue, a través del manejo integrado de los dos vectores. Estas acciones se basan en el monitoreo de las densidades poblacionales de los culícidos, a través de índices que suelen ser poco sensibles y específicos, lo que repercute en que las acciones del personal sean ineficientes al carecer de suficientes insumos y personal para abarcar las grandes áreas geográficas focalizadas. Es por esto por lo que se propuso establecer la relación que existe entre la presencia de terrenos deshabitados y las diferencias en la densidad de huevecillos de *Aedes*.

Hemos registrado más de 20,000 huevecillos de *Aedes* entre los meses de marzo y septiembre en los municipios de Santa Elena y San Benito, Petén. Se ha evidenciado la presencia de patrones estacionales, espaciales y temporales en la densidad de poblaciones de *A. aegypti* utilizando análisis locales mediante el estadístico de Getis Ord ( $P < 0.01$ ), que se pueden explicar con la presencia y cercanía entre terrenos con cobertura vegetal deshabitados (probabilidad: 42%,  $IP89_{inf}$ : 0.06047614,  $IP89_{sup}$ : 0.87505918). La vegetación mostró estar relacionada con el registro de falsos negativos en la presencia de estadios inmaduros de *A. aegypti* durante las encuestas larvales (probabilidad: 71%,  $IP89_{inf}$ : 0.6763363,  $IP89_{sup}$ : 0.7428529). Hemos evidenciado como estas relaciones no son descritas por un análisis discriminante lineal simple, que carecen de incluir el espacio y tiempo como parte de su algoritmo (error de entrenamiento de un modelo 54.28%). Estos resultados permitirán al MSPAS realizar acciones focalizadas en espacios delimitados que serán más eficientes y eficaces, con costos reducidos en el control vectorial de los culícidos y de forma indirecta evitarán el apareamiento de brotes de dengue en las zonas propuestas.

Es necesario un mayor número de estudios que amplíen la visión del comportamiento de las poblaciones de los mosquitos, utilizando estrategias que utilicen un mayor número de variables y que expliquen de mejor forma su interacción, si el objetivo final del sistema de salud del país es el control de las enfermedades por medio de intervenciones dirigidas al vector.

Palabras clave: *Aedes*, densidad, distribución, control vectorial.

## Abstract and keyword

Dengue is a disease widely distributed in the world, with a considerable presence in Guatemala. Currently, it has been described as having two vectors, the culicids *Aedes aegypti* and *Aedes albopictus*, whose distributions are heterogeneous in time and space. The Ministry of Public Health and Social Assistance (MSPAS) carries out actions to control dengue outbreaks, through the integrated management of the two vectors. These actions are based on monitoring the population densities of culicids, through indices that are usually not very sensitive and specific, which has an impact on the actions of the personnel being inefficient due to the lack of sufficient inputs and personnel to cover large areas. targeted geographic This is why it was proposed to establish the relationship between the presence of uninhabited land and the differences in the density of *Aedes* eggs.

We have registered more than 20,000 *Aedes* eggs between the months of March and September in the municipalities of Santa Elena and San Benito, Petén. The presence of seasonal, spatial and temporal patterns in the density of *A. aegypti* populations has been evidenced by local analyzes using the Getis Ord statistic ( $P < 0.01$ ), which can be explained by the presence and proximity between lands with vegetation cover (probability: 42%, IP89inf: 0.06047614, IP89sup: 0.87505918). It was shown that vegetation is related to the recording of false negatives in the presence of immature stages of *A. aegypti* during larval studies (probability: 71%, IP89inf: 0.6763363, IP89sup: 0.7428529). We have shown how these relationships are not described by a simple linear discriminant analysis, which does not include space and time as part of its algorithm (model training error 54.28%). These results will allow the MSPAS to carry out focused actions in delimited spaces that will be more efficient and effective, with reduced costs in the control of vectors and will indirectly prevent the appearance of dengue outbreaks in the proposed areas.

A greater number of studies are needed to broaden the vision of the behavior of mosquito populations, using strategies that use a greater number of variables and that better explain their interaction, if the final objective of the country's health system is to disease control through vector-directed interventions.

Keywords: *Aedes*, density, distribution, vector control.

## 2 Introducción

La fiebre del dengue es el arbovirus más común en países de todo el mundo (Simmons et al., 2012). Se estima que ocurren 390 millones de casos de dengue cada año, de los cuales solo 96 millones se identifican a través de los sistemas de vigilancia en los centros nacionales de salud (Bhatt et al., 2013).

Guatemala reportó aproximadamente 117.000 casos entre 2010 y 2021 (Sistema de Información Gerencial en Salud, 2021). Según datos de la Dirección de Estadísticas del Departamento de Salud Pública y Asistencia Social, las epidemias semanales de dengue se concentran entre las semanas 21 y 40, correspondientes a los meses de mayo y octubre (temporada de lluvias). Pueden darse casos en 19 de las 22 provincias del país (Soto López, 2019).

El virus es transmitido por dípteros del género *Aedes*, insectos cuya principal característica es la antropofilia. Las etapas inmaduras requieren agua para crecer, por lo que los recipientes artificiales con agua estancada son hábitats muy frecuentes. La mayoría de los mosquitos se encuentran en hábitats urbanos, dentro o alrededor de los hogares, con unos pocos individuos presentes en criaderos naturales (Christophers, 1960).

Con el fin de controlar estos organismos, en Guatemala se suelen realizar actividades denominadas encuestas larvales (Ministerio de Salud Pública y Asistencia Social-Organización Panamericana de la

Salud, 2015), que permiten la determinación de la distribución y la densidad poblacional mediante la extrapolación de índices larvales y pupales por vivienda y la posterior estratificación de riesgo. Sin embargo, esta actividad adolece de múltiples desventajas siendo una de las principales la generación de índices que resumen la distribución y densidad de los culícidos en las regiones de estudio. Estos índices son resúmenes que no permiten la focalización de esfuerzos de control de vectores (Ministerio de Salud Pública y Asistencia Social-Organización Panamericana de la Salud, 2015).

Esto se puede abordar mediante modelos ecológicamente relevantes (Escobar et al., 2016; Peterson et al., 2011) para llenar los vacíos con respecto a la distribución potencial del vector. Estos permiten describir condiciones ambientales favorables para que las especies existan en un área particular sin inmigración (Peterson et al., 2011). Sin embargo, poseen problemas operacionales, ya que las distribuciones generadas suelen ser a niveles de región geográfica o geopolítica, y no permite visualizar el problema a una resolución tan fina como el de comunidad o al nivel de localidad a pesar de que las intervenciones se realizan a estos últimos niveles (Ministerio de Salud Pública y Asistencia Social-Organización Panamericana de la Salud, 2015).

Diversos estudios han demostrado que la distribución de los mosquitos que transmiten dengue es heterogénea, en tiempo y espacio y que existen regiones propensas a producir grandes cantidades de mosquitos en relación con otras circundantes (Gray et al., 2003; LaCon et al., 2014a; Padmanabha et al., 2012). Además, se ha demostrado que la distribución espacio temporal de varios arbovirus es simultánea por lo que una intervención dirigida a una de estas repercute en las otras enfermedades (Bisanzio et al., 2018).

Para identificar las regiones que producen una mayor cantidad de mosquitos que el resto se suelen utilizar modelos estadísticos para la ubicación de pequeños grupos de casas que producen densidades desproporcionadas de mosquitos (puntos calientes)(Gray et al., 2003). Por otro lado, existe una gran variedad de modelos, los cuales son explicativos en lugar de descriptivos, que permiten evaluar la asociación entre variables de comunidad o ambientales con las densidades poblacionales.

En este proyecto se propuso establecer la relación que existe entre la presencia de terrenos deshabitados con cobertura vegetal y las diferencias en densidad de huevecillos de *Aedes* a través de modelos estadísticos con un enfoque bayesiano, en las cabeceras municipales de los municipios de San Benito, Petén y Santa Elena Petén.

Con la reciente propuesta de intervenciones basadas en escenarios operativos por parte de la Organización Panamericana de la Salud/Organización Mundial de la Salud (“Guía para la implementación de intervenciones basada en escenarios operativos genéricos para el control del *Aedes aegypti* en la Región de las Américas y el Caribe), y la información que es posible generar mediante

este proyecto, se abre la posibilidad de implementar estratificaciones de riesgo que permitan el uso práctico de los recursos con los que cuenta el Ministerio de Salud Pública y Asistencia Social.

### 3 Planteamiento del problema

El dengue es una enfermedad vírica transmitida por mosquitos hembra del género *Aedes* que con el cambio en las actividades antropogénicas ha incrementado su extensión. Es el arbovirus más extendido en el planeta, presentando casos en países de todo el mundo (Simmons et al., 2012).

En el 2019 el virus de dengue fue transmitido en el continente americano más de 2.7 millones de veces, siendo el mayor número de casos registrados en la historia, con más de 22 mil casos graves y alrededor de 1200 muertes con cocirculación de los cuatro serotipos en Brasil, México y Guatemala (Organización Panamericana de la Salud, 2019). En Guatemala desde el 2010 hasta la actualidad (marzo-2021) se han reportado alrededor de 117,000 casos (Sistema de Información Gerencial en Salud, 2021).

En Guatemala, para el control de las arbovirosis se procede al manejo integrado de vectores, labor que se basa en establecer la distribución y densidad de las poblaciones de los mosquitos, así como generar zonas de riesgo de transmisión de arbovirus, a través de las denominadas “encuestas larvales” (Ministerio de Salud Pública y Asistencia Social-Organización Panamericana de la Salud, 2015), método poco sensible y específico.

En el territorio guatemalteco existen pocos estudios sobre la distribución y densidad actual de los vectores *A. aegypti*, *A. albopictus* y el conocimiento de los factores que dictaminan dichas variables es escaso, y focalizado a regiones específicas (Diéguez et al., 2006; Lepe López et al., 2017; Rodríguez-Flores et al., 2018; Villatoro, 2006). Por otro lado, la relación de la presencia del vector y los casos de dengue, así como las tasas de infección en vectores en la región está pobremente documentada (Soto López, 2019). Debido a la alta gama de espacios que pueden utilizar como criaderos, se desconoce la distribución y densidades de estos individuos a escalas operativamente asequibles para los trabajadores del sistema de salud del país.

La dinámica de transmisión heterogénea es común entre individuos, especies, y ambientes en enfermedades en general, tanto en seres humanos como en animales y plantas. La determinación de las variables (como la presencia de espacios no intervenidos, entre otros) que permiten que se establezcan estos patrones, requiere un estudio de la densidad de los individuos o las características ambientales que de un modo u otro favorecen el establecimiento de regiones idóneas para los organismos en estudio (Paull et al., 2012a).

## 4 Delimitación en tiempo y espacio

### Delimitación en tiempo

El tiempo que abarcó la investigación fue del 1 de febrero de 2022 al 31 de diciembre de 2022.

### Delimitación espacial

Guatemala es el país más septentrional del istmo centroamericano, se encuentra ubicado entre 13° 30' y 18° 30' latitud Norte y entre 92° 30' y 88° 00'. La ubicación, condiciones económicas y demográficas de Guatemala la hace un país propicio para la presencia de múltiples vectores transmisores de enfermedades como dengue, zika, chikungunya, enfermedad de Chagas, leishmaniasis, paludismo, entre otros.

El proyecto se realizó en las cabeceras municipales de los municipios de San Benito, Petén y Santa Elena Petén, sitios con conglomerados poblacionales priorizados por el sistema de salud del país, con alta concentración humana con instituciones educativas, cementerios, terrenos abandonados, llanteras y rellenos sanitarios. La región se caracteriza porque la gran mayoría de su población vive en zonas rurales (más del 79%), con bajo acceso a los servicios básicos, y una alta tasa de pobreza, incluso por debajo de la media nacional (3%). La educación es escasa, resaltándose el porcentaje tan bajo de jóvenes que tienen acceso a la educación básica (menos del 30%). Esta región es propensa a las enfermedades debido a que el acceso a la salud es particularmente escaso. Los servicios médicos rondan la razón 1:5000 médicos por habitante. Esto repercute en mortalidad materna e infantil altas. Al igual que la tendencia nacional, en Petén los servicios de salud responden a atención de emergencias y no de prevención de la morbilidad.

## 5 Marco teórico

El dengue es una enfermedad que causa aproximadamente 390 millones de casos de dengue cada año, de los cuales solo 96 millones son identificados a través de los sistemas de vigilancia en los centros nacionales de salud (Bhatt et al., 2013). La enfermedad está muy extendida en los trópicos y las diferencias en el riesgo de infección se deben principalmente a las precipitaciones, la temperatura y la urbanización (Simmons et al., 2012). Alrededor de 3900 millones de personas corren el riesgo de contraer el virus (Brady et al., 2012). La enfermedad es transmitida principalmente por *Aedes aegypti* Linnaeus, 1762 y *Aedes albopictus*, Skuse 1895.

*Aedes aegypti* Linnaeus, 1762 (Diptera: Culicidae) es vector de varias enfermedades en las Américas, entre ellas fiebre amarilla (Jentes et al., 2011), zika (World Health Organization, 2017), chikungunya (Leparc-Goffart et al., 2014) y dengue (Simmons et al., 2012; Villatoro, 2006). Se cree que se originó en África y se ha adaptado a entornos domésticos, del interior, urbanos y rurales. Se encuentra de forma natural en Asia, África Occidental y las Américas (Rogers et al., 2006). En Guatemala, con

excepción de Totónicapan, se distribuye en casi todo el país, incluyendo 21 de las 22 provincias de Guatemala (Lepe López et al., 2017).

*Aedes albopictus* Skuse, 1895 (Diptera: Culicidae) es responsable casos del dengue (Simmons et al., 2012; Villatoro, 2006), chikungunya (Thiberville et al., 2013) y Zika (Grard et al., 2014). Se supone que es de ascendencia asiática (sureste asiático). Actualmente se distribuye por todo el mundo, circundando los asentamientos humanos y sirve como un importante vector para la transmisión de enfermedades como el dengue en las zonas rurales donde *A. aegypti* está ausente (Gratz, 2004). En Guatemala se ha reportado la presencia de este vector en múltiples localidades en al menos 11 de 22 sectores (Lepe López et al., 2017). El vector tiene algunas ventajas sobre otros vectores como *A. aegypti* debido a la capacidad para sobrevivir en ambientes de alta densidad larvaria combinada y recursos limitados (Juliano, 1998), incluso se ha observado el desplazamiento de *A. aegypti* en áreas rurales (Black et al., 1989).

La ubicación de los sitios de crecimiento de estas especies está asociada al almacenamiento de agua en reservorios producto de las actividades humanas, como pequeños recipientes desechados (Nelson, 1986), recipientes de agua como baldes, tinajas o palanganas (Rogers et al., 2006), como jarras, baldes, recipientes de arcilla, cemento o madera (Carter, 1924), y cualquier recipiente que contenga agua limpia (Hamlyn-Harris, 1927). Los criaderos se forman en la estación lluviosa y el aumento de su densidad favorece la movilidad de los estados inmaduros hacia áreas en las cuales no se encuentran durante otras estaciones (Thomas, 1910). Los mosquitos son generalmente sedentarios, moviéndose no más de 100 metros en todo su ciclo de vida, en pequeños grupos domésticos (LaCon et al., 2014a) o incluso no más de 30 metros (Gray et al., 2003; Harrington et al., 2005).

De acuerdo con distintos autores los valores en el número de contenedores positivos suelen variar de acuerdo con el país de recolecta, la época del año, el tamaño del contenedor o en menor medida el tipo contenedor. Centrándonos en el número de contenedores, se ha reportado valores 7 recipientes / mes (Devera et al., 2013), 142 contenedores / 4 meses – 36 contenedores / mes (Stein et al., 2002), 6589 contenedores / 48 meses – 137 contenedores / mes (Sanabria et al., 2017), 312 contenedores / 3 meses - 104 contenedores / mes (Costa et al., 2012) 744 contenedores / 2 meses – 372 contenedores /mes (Monroy et al., 1999), 117 contenedores / 4 meses – 29 contenedores / mes (Ogata & López, 1996), 3993 contenedores / 84 meses – 48 contenedores /mes (Monzón et al., 2019), 967 contenedores / 12 meses – 81 / mes (Diéguez-Fernández et al., 2015). Es debido a esto que tomaremos el valor medio de estos reportes (89/mes), para establecer la distribución *a priori* del número de contenedores.

En el caso del número de larvas encontradas mensualmente, en diversos estudios se han reportado 97 / 7 contenedores - 14/contenedor (Devera et al., 2013), 981 / 15 contenedores - 65/contenedor (Rey et al., 2006), 146 / 4 contenedores - 37/contenedor (Honório & Lourenço-de-Oliveira, 2001), 869 / 85 contenedores - 10/contenedor (Stein et al., 2002), 466 / 3 contenedores - 155/contenedor (Stein et al.,

2011), 893 / 744 contenedores - 1/contenedor (Monroy et al., 1999) 929 / 117 contenedores - 8/contenedor (Ogata & López, 1996). De igual manera que con los contenedores, tomaremos el valor medio de estos reportes (41/mes), para establecer la distribución *a priori* del número de larvas que podemos encontrar.

Debido a la alta gama de espacios que pueden utilizar como criaderos, se desconoce la distribución y densidades de estos individuos a escalas operativamente asequibles para los trabajadores del sistema de salud del país. La deficiencia en cuanto la distribución potencial de ambos vectores, puede ser abordada a partir de modelos de nicho ecológico (Escobar et al., 2016; Peterson et al., 2011).

Se pueden usar modelos ecológicamente sólidos para describir las condiciones ambientales favorables a la presencia de especies no inmigrantes en una región en particular (Peterson et al., 2011). El modelado se puede realizar utilizando varios algoritmos para predecir la probabilidad de presencia/ausencia de especies en un lugar particular en función de una serie de variables variables (Kleef et al., 2017). Por ejemplo, modelos flexibles (DOMINIO) para trazar distribuciones potenciales de especies (Elith et al., 2006), máxima entropía (Carpenter et al., 1993) y sistemas de modelado de algoritmos genéticos (GARP) (STOCKWELL, 1999), o modelos de aprendizaje (BRT) (Kleef et al., 2017).

Modelos de distribución potencial han mostrado que la región donde *A. aegypti* está restringida a las Américas se extiende desde el norte de Estados Unidos (Hahn et al., 2017), hasta el norte de Argentina. En el caso del dengue, existe un mapa global que muestra las áreas de prevalencia del dengue, y los resultados destacan la relación entre los casos y las variables ambientales, así como la presencia de vectores (Brady et al., 2012; Kleef et al., 2017; Lover et al., 2014). En Guatemala ha sido poco común abordado este tema (Lepe López et al., 2017).

La estimación entre regiones, de la presencia o ausencia de individuos dentro de una especie a menudo introduce errores inherentes a los métodos utilizados. Entre estos, encontramos que no se tiene en cuenta la proximidad ambiental o espacial entre los lugares de ocurrencia, lo que lleva a un aumento de las falsas ausencias y ocurrencias en áreas geográfica iguales (Barbosa et al., 2016; Barbosa & Real, 2012). Por otro lado, las bases de datos contienen errores inevitables como falsas ausencias, errores de ingreso de datos y falsos positivos (Rocchini et al., 2011). Por esta razón, Rocchini et al (2011) y Barbosa (2016) recomiendan utilizar distribuciones de especies como 'vagas o difusas', áreas con diversos grados de incertidumbre sobre su presencia o ausencia.

La distribución de los mosquitos que transmiten dengue es heterogénea, en tiempo y espacio, por lo que existen regiones propensas a producir grandes cantidades de mosquitos en relación a otras circundantes (Gray et al., 2003), por lo que estos métodos sufren de problemas operacionales, ya que las distribuciones generadas suelen ser a niveles de región geográfica o geopolítica, y no permite

visualizar el problema a una resolución tan fina como el de comunidad o al nivel de localidad a pesar de que las intervenciones se realizan a estos últimos niveles (Ministerio de Salud Pública y Asistencia Social-Organización Panamericana de la Salud, 2015).

La ubicación de puntos calientes por medio de modelos estadísticos también llamados indicadores locales de autocorrelación espacial, son un grupo de pruebas estadísticas que permiten identificar puntos o áreas con elevados (hotspot) o reducidos (coldspot) una variable continua tal como el número de huevos por ovitrampa.

Para definir la relación entre variables se pueden utilizar modelos estadísticos que permiten realizar inferencias de las tendencias que se observan en los datos recolectados. La idea principal de los modelos es que uno puede utilizar el que mejor ajusta los datos para generar una predicción de la variable a analizar (por ejemplo, la densidad de huevecillos), la cual puede identificar áreas de mayor o menor riesgo de infestación, luego de considerar variables ambientales, epidemiológicas o de censo. Entre las desventajas de este método, uno puede considerar la necesidad de mayor capacitación estadística para la implementación del análisis, la necesidad de coleccionar datos ambientales, epidemiológicos o de censo a la misma escala que la variable dependiente, y la dificultad de delinear unívocamente áreas de riesgo alto, moderado o bajo con base en las predicciones de los modelos.

La inferencia bayesiana es un método alternativo utilizado en ecología para evaluar hipótesis estadísticas. Ha tenido un auge en la ecología durante las últimas décadas debido al incremento en la capacidad computacional, que ha permitido realizar los muestreos a posterior que son requeridos como parte de los análisis (Ellison, 2004). El conocimiento de estos en ecología se tiene desde comienzos del siglo veinte (Pearl, 1917; Pearson, 1907), con un florecimiento importante a partir de 1996 (Dixon & Ellison, 1996).

La principal diferencia que presenta la inferencia bayesiana se encuentra en el cálculo de la probabilidad sobre la veracidad de una hipótesis bajo los datos disponible ( $P(H|Y)$ ); mientras que la estadística inferencial frecuentista evalúa los datos disponibles bajo la premisa de una hipótesis en particular ( $P(Y|H)$ ) (Conn et al., 2018).

## 6 Estado del arte

Guatemala presenta las características epidemiológicas y ambientales idóneas para la transmisión de estas enfermedades, factores como urbanización incontrolada, pobreza, falta de educación ambiental, ausencia de servicios de agua, recolecta de desechos o alcantarillados inexistentes. Para el control de las arbovirosis el Ministerio de Salud Pública y Asistencia Social -MSPAS- cuenta con el Programa de Enfermedades Transmitidas por Vectores, quien es el encargado del control de las poblaciones de

vectores de enfermedades como malaria, leishmaniasis, enfermedad de Chagas y las arbovirosis. Sin embargo, las condiciones del país son desfavorables para el MSPAS.

El departamento de Petén, al ser una región tropical, es un área vulnerable a las enfermedades vectoriales (Secretaría de Planificación y Programación de la Presidencia, 2013). Según los factores mencionados anteriormente que agravan la transmisión de estas enfermedades, se puede recalcar el crecimiento urbano que se ha dado en los últimos años en el departamento de Petén y el aumento de las condiciones de pobreza. Según datos de la Secretaría de Planificación y Programación de la Presidencia (2013) En las áreas centrales de este departamento se ha dado un aumento de 30,000 personas en 20 años, consolidando un área urbana en acelerado crecimiento (Secretaría de Planificación y Programación de la Presidencia, 2013). Además, el porcentaje de pobreza en el departamento es de 65.67% y de pobreza extrema de 16.25%, siendo los municipios de San Andrés, La Libertad y Poptún los más afectados.

En Guatemala se han reportado los siguientes sitios con alta producción de larvas de *Aedes albopictus*: llantas de hule, botes de metal, pilas y toneles para época seca. En época lluviosa: recipientes con agua sin uso, llantas de hule y bebederos de animales. En el caso de *A. aegypti*: toneles, llantas de hule y botes de metal en época seca, mientras que en época lluviosa: toneles y recipientes sin uso (Rodríguez-Flores et al., 2018).

Con el fin de establecer la densidad de los vectores transmisores, se procede a la realización de encuestas larvales. Dicha actividad, consisten en la determinación de la densidad poblacional mediante la extrapolación de índices larvales y pupales por vivienda y la posterior estratificación de riesgo que sirve como guía para las actividades de control como la aplicación de larvicidas, imagocidas, tratamiento físico y campañas de des chatarrización (Ministerio de Salud Pública y Asistencia Social-Organización Panamericana de la Salud, 2015).

Las estrategias buscan vigilar los vectores en “toda” la extensión territorial problema (una ciudad, una localidad, una comunidad) y controlar los vectores en un radio de 150 metros alrededor de los casos reportados, en caso de que el índice de Breteau muestre agregación. Se indica que se debe cubrir una muestra estadística (Ministerio de Salud Pública y Asistencia Social-Organización Panamericana de la Salud, 2015), calculada bajo criterios internacionales (no regionales), que en la mayoría de los casos no se alcanza. Por último, requiere disponer de personal numeroso para cubrir grandes extensiones territoriales, con el que no se dispone.

EL MSPAS se encuentra limitado en cuanto a recursos y personal lo que hace difícil el control de los mosquitos y desencadena brotes incontrolados, como el de chikungunya en 2015, zika en 2016, el brote de dengue del año 2019 (el más grande en la historia del país) y actualmente los brotes de dengue en todo el país.

En el sentido de la información que proporcionan estos índices, dada la naturaleza agrupada de la distribución de los casos de dengue, así como la distribución del vector transmisor (LaCon et al., 2014a; Soto López, 2019), los indicadores no reflejan la dinámica de la enfermedad ni de los vectores. Estos son resúmenes que además de no permitir la focalización de esfuerzos, se encuentran basados en el tamaño de la población analizada (que muchas veces no corresponde a una muestra del universo de estudio), dando como resultado un resumen sesgado (Anselin, 2018).

Diversos autores han mostrado que la distribución de los mosquitos que transmiten dengue es heterogénea, en tiempo y espacio y que existen regiones propensas a producir grandes cantidades de mosquitos en relación con otras circundantes (Gray et al., 2003; LaCon et al., 2014a; Padmanabha et al., 2012).

Debido a que las acciones reactivas del equipo de salud se basan en zonas de riesgo de transmisión independientemente del tamaño de la región, a pesar de los recursos limitados con que cuenta el programa, se hace imprescindible la detección de estos pequeños grupos de casas que producen densidades desproporcionadas de mosquitos (puntos calientes) (LaCon et al., 2014a).

Modelos teóricos han demostrado que las intervenciones en puntos calientes pueden reducir la transmisión de diversos patógenos de forma más eficiente y baratas que las intervenciones generales o al azar y por lo tanto resaltan la importancia de la detección de estas regiones georreferenciadas para el combate de las enfermedades de esta índole (Bisanzio et al., 2018; Bousema et al., 2012a; Paull et al., 2012a).

Para establecer estas diferencias se pueden utilizar los indicadores locales de autocorrelación espacial. Dentro de estos modelos estadísticos se encuentra el análisis de Getis-Ord local [test  $G_i^*(d)$ ] que evalúa la agregación de valores de eventos espaciales, funciona como una medida de variación local de la estimación del promedio de una variable (Gray et al., 2003).

En el caso de la inferencia bayesiana ha sido utilizada para tratar de explicar fenómenos en la dinámica de especies (Li et al., 2020), modelos jerárquicos para sistemas naturales (Hobbs & Hooten, 2015), dinámicas metapoblacionales (ter Braak & Etienne, 2003), interacción de especies (van Gils et al., 2003) y ecología comunitaria (Fleishman et al., 2003).

Existen ventajas al elegir la inferencia bayesiana, ya que se pueden utilizar modos de inferencia estadística que eran intratables con métodos comunes, como la máxima verosimilitud (Conn et al., 2018). Se suele utilizar para ajustar modelos a los datos obtenidos de forma que se separa el error de medición con el error del proceso, permitiendo modelar características como los efectos aleatorios individuales (Cressie et al., 2009). Además, la generación de distribución de probabilidad posterior

para los parámetros de interés, sumados con las probabilidades del modelo a posteriori permitiendo el análisis de riesgos (Williams & Hooten, 2016).

## 7 Objetivos

Objetivo general:

Establecer la relación que existe entre la presencia de terrenos deshabitados y las diferencias en la densidad de huevecillos de *Aedes* y la incidencia de los arbovirus asociados a este vector en las cabeceras municipales de los municipios de San Benito, Petén y Santa Elena Petén.

Objetivo específico 1:

Establecer los patrones espacio temporales en la densidad de huevecillos de *Aedes* en terrenos deshabitados en las cabeceras municipales de los municipios de San Benito, Petén y Santa Elena Petén.

Objetivo específico 2:

Determinar como la ubicación de los terrenos deshabitados afectan la abundancia de los huevecillos de *Aedes* a través del tiempo, y la incidencia de los arbovirus asociados a este vector.

## 8 Hipótesis

La presencia de terrenos deshabitados con cobertura vegetal, son en parte responsables de la resiliencia en la densidad de los mosquitos de *Aedes* en época seca y lluviosa y estos a su vez pueden servir como sistema de vigilancia temprana.

## 9 Materiales y métodos

- Enfoque:

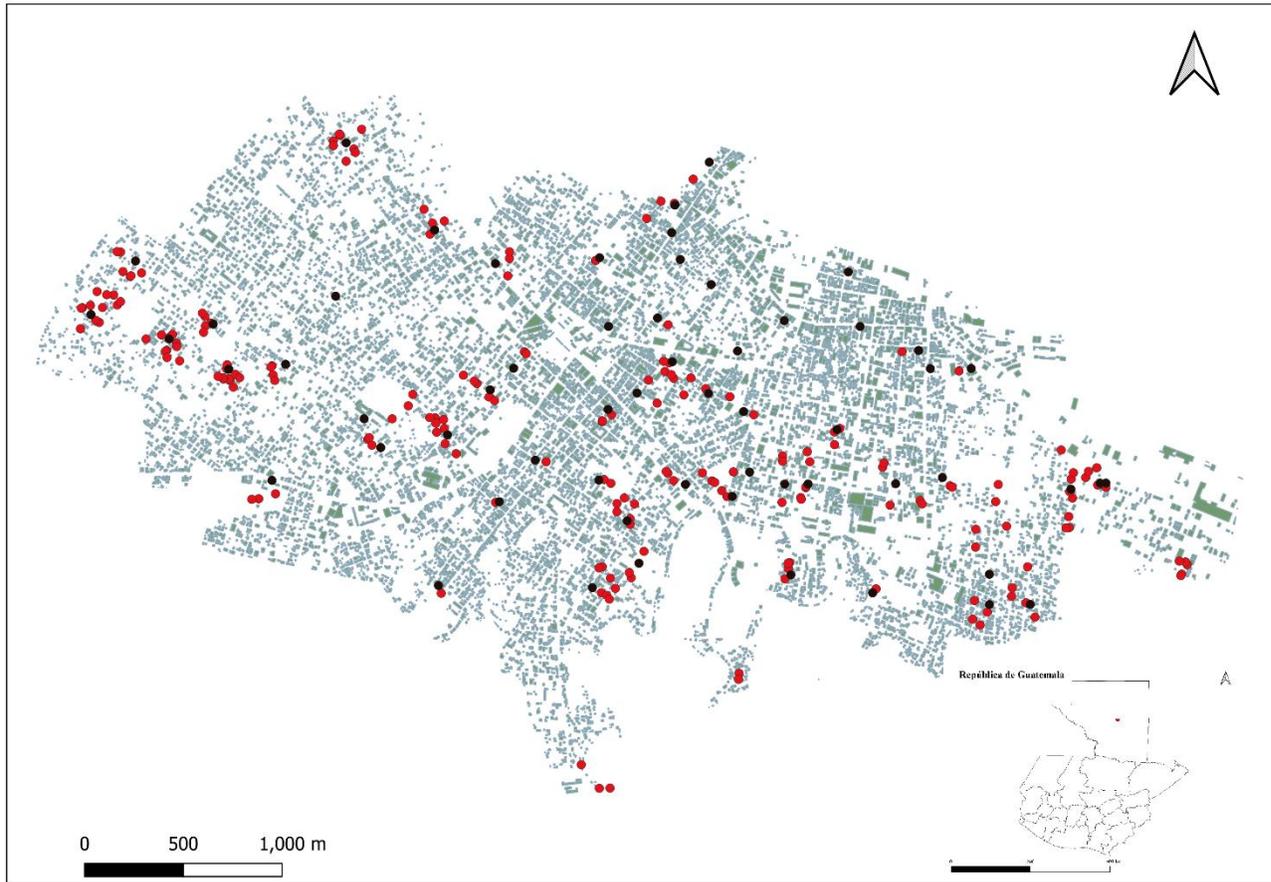
Cuantitativo

- Método:

Recolección de huevecillos de culícidos por medio de ovitrampas.

Medición de coordenadas geográficas con GPS.

- Recolección de información



**Figura 1** Zona de estudio en Santa Elena y San Benito, Petén. Los puntos color negro muestran las coordenadas de recolección de huevecillos por medio de la instalación de ovitrampas. Los puntos color rojo muestran las localidades que fueron establecidas como terrenos deshabitados con cobertura vegetal.

Los datos fueron recolectados en las cabeceras municipales de San Benito Petén y Santa Elena Petén. San Benito es un municipio en el departamento de Petén. Tiene una población de 54,189 habitantes en 2022, y una extensión territorial de 112 km<sup>2</sup>. Se encuentra a 2 km de la ciudad de Flores, la cabecera departamental en las coordenadas 16°55'00"N 89°54'00"O. Está a 130 metros sobre el nivel del mar, y tiene un clima tropical. Santa Elena de la Cruz, Petén junto a la ciudad de Flores, forman parte de la cabecera departamental de Petén. Tiene cerca de 90 000 habitantes, una extensión territorial de 4336 km<sup>2</sup>. Se encuentra en las coordenadas 16°55'02"N 89°53'56"O y tiene clima tropical.

Se recolectaron huevecillos en 60 puntos escogidos al azar con la herramienta de puntos aleatorios de QuantumGIS (QGIS Development Team, 2022), en Santa Elena y San Benito Petén (Figura 1). El efecto de autocorrelación por muestreo se eliminó mediante muestreo aleatorio simple por medio de puntos generado en Qgis y análisis de cluster de viviendas. El efecto de dependencia de muestras se

eliminó espaciando cada ovitrampa con el resto, más de 100 metros (distancia de vuelo promedio de las hembras de *Aedes*). Se colocaron 60 ovitrampas por sitio de colecta debido a la cantidad de personal disponible para su revisión por día de muestreo (30 ovitrampas por persona en un solo día).

Los estadios inmaduros de *A. aegypti* se recolectaron a través del uso de ovitrampas, recipientes cilíndricos de plástico negro de aproximadamente 1L de capacidad recubiertos por tiras de papel tipo mayordomo de 8 cm de ancho x 35 cm de largo. Los huevecillos se recolectaron una vez por semana, entre el mes de marzo y septiembre en Santa Elena y entre los meses de julio y septiembre en San Benito.

El proceso en cada visita consistía en retirar el papel que recubre el interior de las ovitrampas, reemplazándolo con uno nuevo. Los huevecillos depositados en estos papeles eran transportados al laboratorio dentro de bolsas plásticas ziploc individuales y se contaron utilizando un estetoscopio. Los resultados de las ovitrampas positivas y el total de huevecillos contados se almacenaron en una hoja de datos electrónica. Los datos se proyectaron en el Sistema de Referencias de Coordenadas GTM. La proyección de los datos se realizó en el Sistema de Información Geográfico QuantumGIS (QGIS Development Team, 2022).

Se visitaron los terrenos con cobertura vegetal gramínea, arbustiva y arbórea colindantes a los puntos de muestreo en los dos municipios de muestreo. Se registraron las coordenadas geográficas y se tomaron fotografías de los sitios. Las fotografías fueron tomadas una vez entre los meses de octubre y noviembre. Por último, se realizó un vuelo con dron Phantom 4, a 450 mtsnm. Las fotografías contaban con un 60-70% de traslape en las localidades visitadas, obteniendo de esta forma imágenes en formato jpg.

- Técnicas e instrumentos
  - Dinámica espacio temporal de la densidad de huevecillos
    - Agrupaciones de viviendas (Clusters)

Para descartar el efecto de agrupación de viviendas, se realizó un análisis de agrupación (clusters), utilizando los depósitos positivos para huevecillos de *Aedes* (viabilidad ecológica) y la distribución en viviendas en la zona de muestreo.

Para tomar en cuenta la agrupación de las viviendas se comparó el incremento en el agrupamiento observado de las casas y el agrupamiento de las ovitrampas positivas para *Aedes*. Se utilizó la función

de K de Ripley y Getis con las funciones Kest, lohboot y envelope en el paquete *Spatstat* (Baddeley et al., 2015). Para eliminar el efecto de agrupación intrínseco incluyó una corrección del efecto de borde en las funciones K (LaCon et al., 2014a). El análisis examinó los patrones de agrupación espacial utilizando R (R Core Team, 2021).

- Puntos calientes (Hotspot)

Para establecer los puntos calientes en cuanto distribución temporal y espacial (hotspot) se realizó análisis estadísticos globales para detectar el patrón de distribución de las poblaciones de *Aedes* (Gray et al., 2003), en las localidades intervenidas.

- Establecimiento de zonas deshabitadas con cobertura vegetal

Se realizó la representación geoespacial de las coordenadas de las imágenes de dron con Python (Python 3.11.1) (van Rossum & Drake, 2009), y Folium (Folium 0.14.0), en un notebook de Jupyter, para establecer el área de barrido y extraer las fotografías correspondientes a las coordenadas de los terrenos seleccionados. A continuación, se buscó las coordenadas que coincidieran con las de los terrenos baldíos en Qgis.

Las fotografías tomadas por el dron fueron analizadas en Qgis para calcular el índice de vegetación verde-rojo (Green-Red Vegetation Index) y el índice de resistencia atmosférica visible (Visible Atmospherically Resistant Index), de los terrenos que se encontraban alrededor de los puntos evaluados (terrenos deshabitados con cobertura vegetal). Esto se realizó con el objetivo de cuantificar los elementos vegetales presentes en las fotografías y de esta manera la cobertura vegetal colindante con los sitios de interés.

$$\text{GRVI} = (\text{GREEN} - \text{RED}) / (\text{RED} + \text{GREEN})$$

$$\text{VARI} = (\text{GREEN} - \text{RED}) / (\text{GREEN} + \text{RED} - \text{BLUE})$$

Posteriormente a calcular el valor de ambos índices por píxel, se promediaron los valores y se codificaron los valores medios por fotografía. Valores por encima de 0 muestran la presencia de vegetación verde, valores alrededor de 0 muestran una fase temprana del reverdecimiento de la hoja, agua o nieve y valores por debajo de 0 muestran la presencia de suelos (Motohka et al., 2010). El índice VARI definirá la medida en la que una zona territorial presenta fracciones verdes. Se ha demostrado que es mínimamente sensible a los efectos atmosféricos, lo que permite la estimación de la fracción vegetal en una fotografía con un error de <10% en una amplia gama de espesores ópticos atmosféricos, por lo que es un índice que se puede utilizar en vuelos de drones a baja altitud (Gitelson et al., 2002).

Para el índice GRVI, en este trabajo se tomó valores de cero como presencia de suelos, valores por debajo de cero como presencia de techos de viviendas (el color suele ser rojo o gris) y valores por encima de 0 como presencia de vegetación que se recodifico de la siguiente manera:

0.01-0.03 Escaza vegetación (1)  
0.031-0.06 Vegetación media (2)  
0.061-0.09 Abundante vegetación (3)

En el caso del índice VARI la recodificación que se utilizó fue la siguiente:

0.0-0.09 Escaza vegetación (1)  
0.099-0.15 Vegetación media (2)  
0.151-0.25 Abundante vegetación (3)

En cada zona deshabitada con cobertura vegetal se realizó una búsqueda de contenedores con evidencia de presencia del vector por medio de la búsqueda hombre/hora. En cada colecta se extrajeron todas las larvas contenidas en cada recipiente que contuviera agua, con ayuda de una pipeta Pasteur, y se transfirieron a un tubo eppendorf de 1.5 ml rellenos con alcohol al 70%. Los recipientes fueron luego transportados a sitios de extracción de deshechos. Las larvas retenidas fueron trasladadas al laboratorio donde fueron examinadas e identificadas con claves dicotómicas (Farajollahi & Price, 2013). Se registró el número de larvas y pupas encontradas.

- Estadios inmaduros de *Aedes* como variables predictoras de puntos calientes

Esto se realizó con el fin de establecer un número de referencia de estadios inmaduros por terreno y recipientes viables ecológicamente. Para establecer los valores obtenidos del total de estadios larvales y contenedores con agua encontrados, se construyeron seis modelos lineales generalizados con distribución de *Poisson* con ceros inflados. La razón principal de este paso se debe al supuesto de existencia de contenedores viables ecológicamente para *Aedes*, los cuales son irreconocibles para el personal de recolecta, reflejado en la hipótesis de nuestro estudio. Este supuesto también asume que existirá un mayor número de larvas de las que son captadas por nuestro equipo de trabajo.

Para evaluar si la densidad de los estadios inmaduros de *Aedes*, la cantidad de contenedores con agua viables ecológicamente, así como la distancia de los terrenos deshabitados con cobertura vegetal, sirven como variables relacionadas con la presencia de los puntos calientes, supondremos que existe una relación entre el número de estadios inmaduros de *Aedes* (en los terrenos deshabitados), los recipientes que almacenan agua y la distancia entre los terrenos deshabitados. Los recipientes viables

ecológicamente presentes en los terrenos deshabitados con cobertura vegetal cercanos proveerán de huevecillos de mosquitos indirectamente y generarán los patrones espaciotemporales denominados puntos calientes. Para evaluar esta relación, se construyó un modelo multinivel lineal generalizado con distribución de *Poisson*, y mediante un proceso gaussiano (Gaussian process regression.), el modelo estimó una función para la covarianza entre pares de terrenos a diferentes distancias, que alimentaron el modelo de número de huevecillos. Utilizando muestras de la distribución *a posterior* se explicó el comportamiento de estas variables.

- Determinación taxonómica

Todos los huevecillos recolectados, luego de ser evaluados en estetoscopio, fueron almacenados en viales de 1.5 ml libres de ARNasas, semiestériles. Se mantendrán en un refrigerados a  $-20^{\circ}\text{C}$  en las instalaciones del laboratorio de biología molecular del CUNZAC hasta la extracción de los ácidos nucleicos, para confirmar la especie de los culícidos recolectados y la presencia del virus del dengue por medio de la Reacción en Cadena de la Polimerasa.

- Procesamiento y análisis de la información
  - Análisis de puntos calientes (hot-spot)

- Eliminando efecto de agrupación de viviendas

El análisis espacial se realizó con el número de depósitos positivos para huevecillos de *Aedes* (viabilidad ecológica) y número de viviendas en las localidades evaluadas. El resultado de los parámetros estadísticos  $K(r)$  (999 permutaciones) de la información entomológica se comparó con el resultado de los parámetros estadísticos de la información de las viviendas (distancias medidas en metros en nuestro caso). Se tomó como agrupamiento o formación de clusters de viviendas cuando los valores de  $K(r)$ , observados fueran más altos que la distribución de las viviendas al azar  $K(r)$  teórico para una distancia determinada ( $r$ ); por otro lado, las ovitrampas fueron evaluadas utilizando el mismo criterio anterior y a su vez evaluando si el valor de  $K(r)$  observado era superior al de la distribución de las viviendas evaluadas a la misma distancia ( $r$ ) (Gray et al., 2003).

- Identificación de Hotspot

Para identificar los conglomerados de poblaciones que de forma repetitiva son responsables de un aumento en la densidad de huevecillos (análisis local), se utilizaron los datos obtenidos durante los meses de lectura de ovitrampas del proyecto. Esta información se interpoló en toda la localidad

estudiada para cada semana mediante IDW (inverse distance weight), del Sistema de Información Geográfico QuantumGIS (QGIS Development Team, 2022). De esta forma se obtuvo un valor de densidad de huevecillos por polígono, obteniendo un total de 1768 cuadrículas de 100 mts<sup>2</sup>. Los valores fueron extraídos y guardados en una capa vectorial con extensión shp.

Con los resultados obtenidos se procedió a realizar análisis locales mediante el estadístico  $G_i^*$  en la herramienta GeoDa (Anselin, 2018). Para eliminar el efecto del tamaño que tienen las zonas evaluadas con el número de recipientes positivos y así poder comparar los valores a través de los años, los valores se estandarizaron con puntuaciones de  $Z$ :

$$Z = (N_i - \mu) / S$$

Donde  $N_i$  es el número de huevecillos por área,  $\mu$  es la media de los huevecillos por el área de estudio y  $S$  es la desviación estándar de los huevecillos del área de estudio. Para cada área los valores de  $Z$  se transformarán a valores entre 0 y 1 dividiéndolos dentro del máximo valor obtenido en la estandarización de  $Z$ . A estos valores se les aplicará el estadístico de  $G_i^*$ .

$$G_i^*(d) = \frac{[\sum_j w_{ij}(d) x_j - W_i \bar{x}]}{[s \{ [N S_i - W_i^2] / (N-1) \}^{1/2}]}, \quad \text{para todos los } j$$

Donde  $w_{ij}(d)$  es el  $i, j$ -ésimo elemento de una matriz de pesos espaciales uno / cero con unos si el  $j$ -ésimo polígono está dentro de  $d$  de un  $i$ -ésimo polígono dado; todos los demás elementos son cero;  $W_i = \sum_j w_{ij}(d)$ , donde se incluye  $w_{ii}$ , y  $S_i = \sum_j w_{ij}^2(d)$  (todo  $j$ ). La media de los huevecillos en los polígonos es  $\bar{x}$  y  $s$  es la desviación estándar. El valor de  $G_i^*(d)$  se da en desviaciones estándar normales. Este estadístico tiene como expectativa,  $W_i \bar{x}$ , que controla el número de polígonos dentro de  $d$  de cada polígono.  $G_i^*(d)$  es 0 en un patrón en el que los huevecillos se distribuyen aleatoriamente dentro de  $d$  de los polígonos  $i$ .

La distribución obtenida se comparó contra una distribución al azar con un valor de significancia estadístico ( $p < 0.01$ ), por medio de 999 permutaciones de Monte Carlo. De esta manera cada polígono fue tomado como miembro de un grupo o no.  $G_i^*(d) = 0$  se estableció como un patrón donde los mosquitos se distribuyen al azar. En este estudio se utilizaron valores superiores a 2.575 (con un nivel de confianza de 0.01) con 999 permutaciones de Monte Carlo, para considerarse como polígonos representativos, de acuerdo con lo propuesto por (Gray et al., 2003). La representación gráfica de los resultados se proyectó y diseñó con la herramienta de diseño en el Sistema de Información Geográfico QuantumGIS.

- Estadios inmaduros de *Aedes* como variables predictoras:

- Corrección de número de contenedores y estadios larvales en terrenos deshabitados con cobertura vegetal

El modelo lineal generalizado con distribución de *Poisson* con ceros inflados se diseñó con la función *ulam* en el paquete *rethinking* (Richard McElreath, 2020), con probabilidades a priori regularizados, utilizando cuatro cadenas de Markov de Monte Carlo Hamiltoniano y 2000 iteraciones para cada una. El modelo asume los índices de vegetación verde-rojo y el índice de resistencia atmosférica visible recodificados como predictores:

$y_i \sim \text{ZIPoisson}(p_i, \lambda_i)$

$\text{logit}(p_i) = \alpha p[\text{VARI}] + \text{GRVI}$

Probabilidad de no encontrar larvas / contenedores

$\log(\lambda_i) = \alpha \lambda [\text{VARI}] + \text{GRVI}$

Número de larvas / contenedores

ZIPoisson = Zero Inflated Poisson distribution.

- Número de huevecillos en función de larvas encontradas en contenedores ecológicamente viables y distancia entre terrenos deshabitados con cobertura vegetal

Supusimos (de acuerdo con la hipótesis planteada), que existe una relación entre el número de estadios inmaduros de *Aedes*, las larvas y la distancia entre los terrenos deshabitados con cobertura vegetal. Los terrenos cercanos entre ellos proveerán de huevecillos de mosquitos indirectamente a la zona denotada como punto caliente (hot-spot), representada por las ovitrampas y su productividad.

Para evaluar esta relación se construyó un modelo multinivel lineal generalizado con distribución de *Poisson*, y mediante un proceso gaussiano (Gaussian process regression), el modelo estimó una función para la covarianza entre pares de terrenos a diferentes distancias, que alimentaron el modelo de número de huevecillos.

El cambio en el número de huevecillos en un solo paso puede escribirse:

$$\Delta H = \alpha L^\beta - \gamma H$$

Donde H es el número de huevecillos, L es el número de larvas,  $\alpha$  es la tasa de incremento de las larvas,  $\beta$  es la tasa de disminución de larvas,  $\gamma$  es la flexibilidad del incremento de las larvas (rendimiento decreciente). Al dejar de lado el cambio entre los pasos e igualar  $\Delta H$  a cero, despejando H obtenemos:

$$H = \alpha L^\beta / \gamma$$

Utilizando esto dentro de un modelo de *Poisson* obtenemos:

$$H_i = \text{Poisson}(\lambda_i)$$

$$\lambda_i = \alpha L_i^\beta / \gamma$$

Hay que hacer notar que no existe función de enlace, y para asegurarse que los valores de  $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\lambda$  sean siempre positivos los *priors* serán exponenciales. Ahora bien, estamos asumiendo que la distancia entre los terrenos con cobertura vegetal juega un papel importante en determinar el número de estadios inmaduros de *Aedes* en las ovitrampas en los puntos calientes. Es por esto por lo que, utilizando un proceso de regresión *Gaussiano*, se permite que los parámetros varíen de acuerdo con la distancia entre los terrenos y se le agrega una matriz de covarianza de las distancias entre terrenos.

$$H_i = \text{Poisson}(\lambda_i)$$

$$\lambda_i = \exp(k_{\text{terreno}[i]}) \alpha L_i^\beta / \gamma$$

Donde H número de huevecillos observados, en la i observación,  $\lambda_i$  número de huevecillos esperados,  $K_{\text{terreno}[i]}$  factor de variación que funciona como peso en forma de proporción ( $K = 0 \exp(0) = 1$ , valor esperado de  $\alpha L_i^\beta / \gamma$ ).

Se regularizará la distribución de la probabilidad *a priori* excepto con el factor de variación en el cual se utilizará un proceso *Gaussiano*.

$$k \sim \text{MVNormal}((0, \dots, 0), K),$$

Donde k es el factor de variación, cuya distribución de probabilidades es gaussiano (multinivel) y se encuentra condicionado por la multiplicación de una matriz de medias (todas cero), por K una matriz de covarianza utilizando distancias por pares entre los terrenos deshabitados con cobertura vegetal.

$$K_{ij} = \eta^2 \exp(-\rho \sqrt{2D_{ij}^2}) + \delta_{ij} \sigma^2$$

Proceso *Gaussiano*

Donde  $\eta$  es la matriz de covarianza,  $\rho$  es la tasa de disminución de K con la distancia, D es la distancia al cuadrado (lo que produce que la covarianza disminuya más rápido en las distancias intermedias) y  $\delta_{ij} \sigma^2$  es la varianza.

Se muestra a continuación el modelo completo con los *priors* utilizados:

$$\begin{aligned}
 H_i &= \text{Poisson}(\lambda_i) \\
 \lambda_i &= \exp(k_{\text{terreno}[i]}) \alpha L_i^\beta / \gamma \\
 k &\sim \text{MVNormal}((0, \dots, 0), K) \\
 K_{ij} &= \eta^2 \exp(-\rho^2 D_{ij}^2) + \delta_{ij} \sigma^2 \\
 \alpha &\sim \text{Exponential}(1) \\
 \beta &\sim \text{Exponential}(1) \\
 \eta^2 &\sim \text{Exponential}(2) \\
 \rho^2 &\sim \text{Exponential}(0.5)
 \end{aligned}$$

$\rho^2$  y  $\eta^2$  deben ser positivos, por lo que utilizaremos *priors* exponenciales. Se utilizarán cuatro Cadenas de Markov de Monte Carlo Hamiltoniano para el cálculo de la probabilidad *a posteriori* y 2000 iteraciones con cada cadena. Todos los cálculos se realizarán en el paquete *rethinking* (Richard McElreath, 2020) en R.

- Variables predictoras de los puntos calientes

Por último, se buscó la relación entre los parámetros previamente establecidos y la presencia/ausencia de los puntos calientes a través de un análisis discriminante lineal utilizando la función *lda* del paquete *MASS* (Venables & Ripley, 2002). El análisis discriminante lineal permite modelar la distribución de los predictores *X* por separado en cada una de las clases de respuesta (*Y*), y luego usando el teorema de Bayes se convertirán en estimaciones para  $\Pr(Y = k | X = x)$ .

$$\Pr(Y = k | X = x) = \frac{\pi_k \cdot f_k(x)}{\sum_{l=1}^K \pi_l \cdot f_l(x)}$$

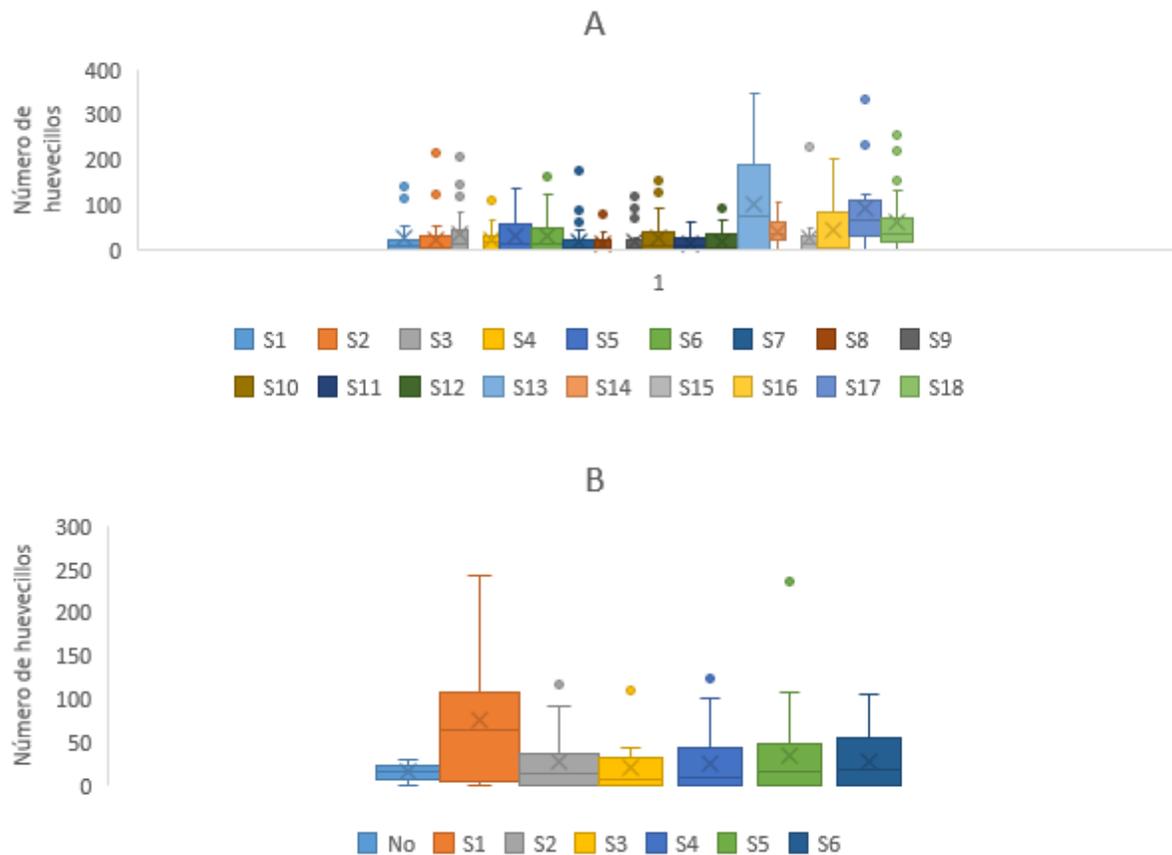
Donde  $f(x) \equiv \Pr(X = x | Y = k)$  es la función de densidad de *X* de una observación proveniente de la *k* clase, utilizando densidades normales separadas para cada clase.  $\pi_k(X) = \Pr(Y = k | X)$  es la probabilidad a prior para cada clase *k*.

Para distribuciones normales, el método es similar a la regresión logística, sin embargo, en nuestro caso se utilizarán el análisis discriminante lineal debido a que la presencia/ausencia de nuestra clase (terrenos deshabitados con vegetación) está claramente definida, caso en el cual la regresión logística es inestable y nuestro tamaño de muestra será relativamente pequeño a lo que el análisis discriminante lineal es más estable (James et al., 2017).

## 11 Resultados

- Recolección de huevecillos de *Aedes*

Entre los meses de marzo y septiembre en Santa Elena, fueron recolectados un total de 16 599 huevecillos, durante dieciocho semanas (25-03-2022 al 15-09-2022). En San Benito fueron recolectados entre los meses de agosto y septiembre un total de 4 290 huevecillos durante seis semanas de trabajo de campo (28-07-2022 al 15-09-2022) (Figura 2). Se observó positividad en todos los recipientes evaluados en al menos una de las visitas realizadas.



**Figura 2.** Datos entomológicos recogidos con ovitrampas realizada en Santa Elena (A) y San Benito (B) Petén durante los meses de marzo y septiembre. S: semana.

- Establecimiento de zonas deshabitadas con cobertura vegetal



**Figura 3.** Coordenadas geográficas de las fotografías tomadas con dron en Santa Elena y San Benito, Petén.

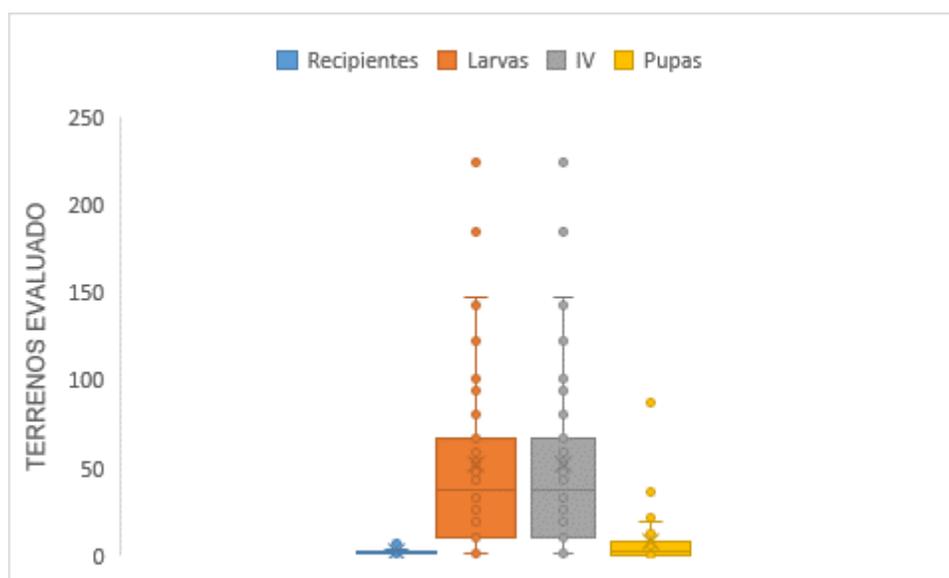
Se puede observar en la Figura 3, la representación geoespacial de las coordenadas de las imágenes de dron con Python y Folium en un notebook de Jupyter. Existió una dificultad para poder alcanzar los terrenos de toda la zona estudiada debido a la ubicación del aeropuerto. Esto hacía imposible volar el dron en todos los terrenos evaluados en la zona.



**Figura 4.** Comparación de imágenes tomadas por dron Phantom 4 (A), con imágenes al calcular el índice de vegetación verde-rojo (B).

Al calcular el índice de vegetación verde-rojo se pudo observar que es capaz de diferenciar zonas cubiertas por zonas vegetales de zonas que no contengan vegetación. De acuerdo con nuestros resultados, valores por encima de 0 muestran zonas con cobertura vegetal, y valores iguales o menores a cero muestran zonas desprovistas de vegetación (Figura 4).

- Estadios inmaduros de *Aedes* en terrenos deshabitados con cobertura vegetal:



**Figura 5.** Datos entomológicos recogidos durante la encuesta larval realizada en San Benito y Santa Elena Petén en el mes de octubre.

En cada zona deshabitada con cobertura vegetal se realizó una búsqueda de contenedores con evidencia de presencia del vector por medio de la búsqueda hombre/hora. Las colectas fueron realizadas durante la primera semana del mes de octubre hasta la última semana del mes de noviembre de 2022. Una gran cantidad de zonas visitadas se encontraron cerradas, sin embargo, se obtuvo un valor medio de 1 recipiente (ME = 1; RIQ = 1), 37 larvas (ME = 37; RIQ = 57), 37 larvas en estadio cuatro (ME = 37; RIQ = 57), y 2 pupas (ME = 2; RIQ = 8) (Figura 5).

- Dinámica espacio temporal de la densidad de huevecillos

- Agrupaciones de viviendas (Clusters)

Exploramos la distribución de viviendas en la zona de muestreo, en un análisis global para encontrar conglomerados preexistentes en la comunidad y compararlos con la distribución de las ovitrampas positivas utilizadas para el muestro. De esta forma se descartó el efecto de agrupación de viviendas, el efecto de autocorrelación por muestreo y se estableció la viabilidad ecológica de las ovitrampas.

La agrupación (formación de clusters), de ovitrampas positivas ocurre si los valores de  $K(r)$  observados son más altos en dos casos. Primero, estos valores deben ser mayores a los mostrados en una distribución al azar de las propias ovitrampas positivas en los municipios de San Benito y Santa Elena, Petén, para una distancia dada (es decir,  $r$ ). En segundo lugar, los valores de  $K(r)$  observados deben ser más altos que los valores  $K(r)$  para el patrón de casas a esa misma distancia (Gray et al., 2003).

**Tabla 1.** Resultados de la función de segundo momento reducido de Ripley y Getis en San Benito y Santa Elena, Petén.

R	K(r)	ICinf	ICsup	K'(r) <sub>H</sub>	ICinf	ICsup	K(r) <sub>O</sub>	ICinf	ICsup
5	75.2	68.8	81.3	7.6	6.3	8.9	6604.9	0	16512.3
10	300.6	289.6	312.1	364.0	354.8	373.9	6604.9	0	16512.3
25	2032.3	1998.9	2063	3249.1	3215.8	3283.5	6604.9	0	16512.3
50	7819.6	7760.5	7878.9	11668.5	11578.5	11759.5	13209.8	3302.5	26419.7
100	31278.3	31164.2	31396.9	42694.4	42405	42949.5	13209.8	3302.5	26419.7
150	71299	71079	71527.5	92051.2	91531.5	92545.9	40390.1	19814.7	63507.3
200	126342.7	126059.4	126672.5	156752.3	155976.8	157529.4	99834.3	65960.1	135400.8

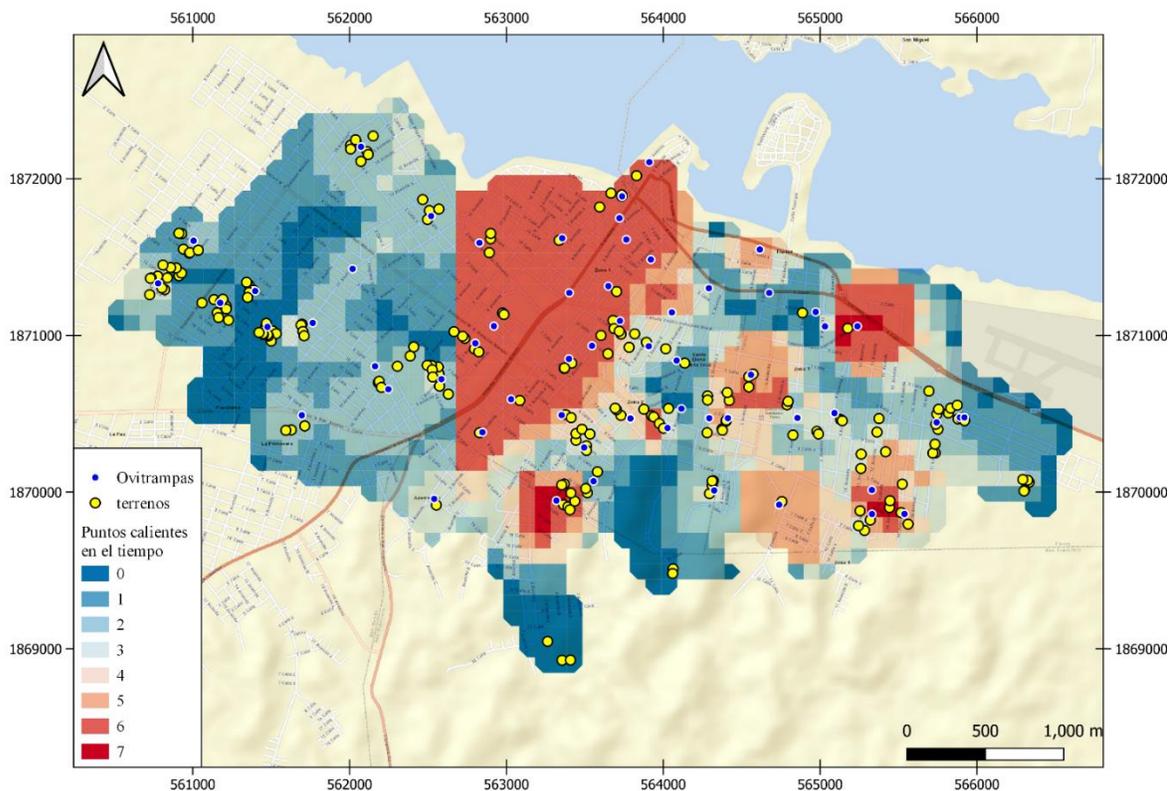
R: Distancia en metros, K(r): Teórico, K'(r)<sub>H</sub>: Observado en casas, K(r)<sub>O</sub>: Observado en Ovitrampas positivas, IC inf: Intervalo de confianza inferior. IC sup: Intervalo de confianza superior.

En la Tabla 1 se puede observar que existen agrupaciones de viviendas a partir de los diez metros, si comparamos los valores de la función de segundo momento reducido de Ripley y Getis  $K(r)$  observado contra el teórico. Esto fue paleado con la selección de las viviendas al inicio del estudio para colocar las ovitrampas, escogiendo puntos al azar en la localidad. De esta manera se descarta el efecto de agrupación de viviendas en el estudio y la interferencia que este patrón podría producir en los análisis posteriores.

En el caso de las ovitrampas positivas los valores de  $K(r)$  suelen ser superiores a los valores teóricos de las viviendas por debajo de los cien metros. Sin embargo, los intervalos de confianza son tan amplios que no permiten definir el agrupamiento de las ovitrampas positivas. El supuesto de agrupamiento deja de evidenciarse a partir de los cien metros. Esto tiene sentido, debido a que las

ovitrampas fueron colocadas desde el inicio del proyecto, a distancias superiores a cien metros, por lo que el modelo es incapaz de diferenciar agrupaciones por debajo de esta distancia. Tomando en cuenta los valores superiores a los cien metros, se observa que no existe agrupaciones en la disposición de las ovitrampas. Los resultados positivos en todos los puntos de muestreo muestran la viabilidad ecológica de las ovitrampas.

## ○ Identificación de puntos calientes (Hotspots)



**Figura 6.** Puntos calientes encontrados en la región de estudio. Los colores representan el número de semanas en las cuales se determinó que la cuadrícula coloreada es considerada como punto caliente ( $p < 0.01$ ).

Se puede observar en la Figura 6 la presencia de puntos específicos que muestran haber generado una cantidad estadísticamente superior de huevecillos con relación al resto de cuadrículas ( $p < 0.01$ ). Es evidente una clara distinción entre la región derecha de la imagen y la izquierda. Esto se debe al número de semanas evaluadas en cada cabecera municipal. Las áreas que han sido resaltadas seis o siete semanas distintas contienen grupos de ovitrampas y terrenos que podrían explicar dicho comportamiento.

- Estadios inmaduros de *Aedes* como variables predictoras de puntos calientes:

- Corrección de Número de contenedores y estadios larvales en terrenos deshabitados con cobertura vegetal

Siguiendo el supuesto propuesto por nuestra hipótesis sobre la existencia de contenedores viables ecológicamente para *Aedes*, los cuales son irreconocibles para el personal de salud (así como para nuestro equipo de investigación), se ajustaron dos modelos lineales generalizados con distribución de *Poisson* con ceros inflados. El primer modelo mostró la distribución de la media del número de contenedores que podrían esperarse en los terrenos evaluados, mientras el segundo modelo mostró la distribución de la media de número de larvas que podríamos encontrar en los sitios evaluados.

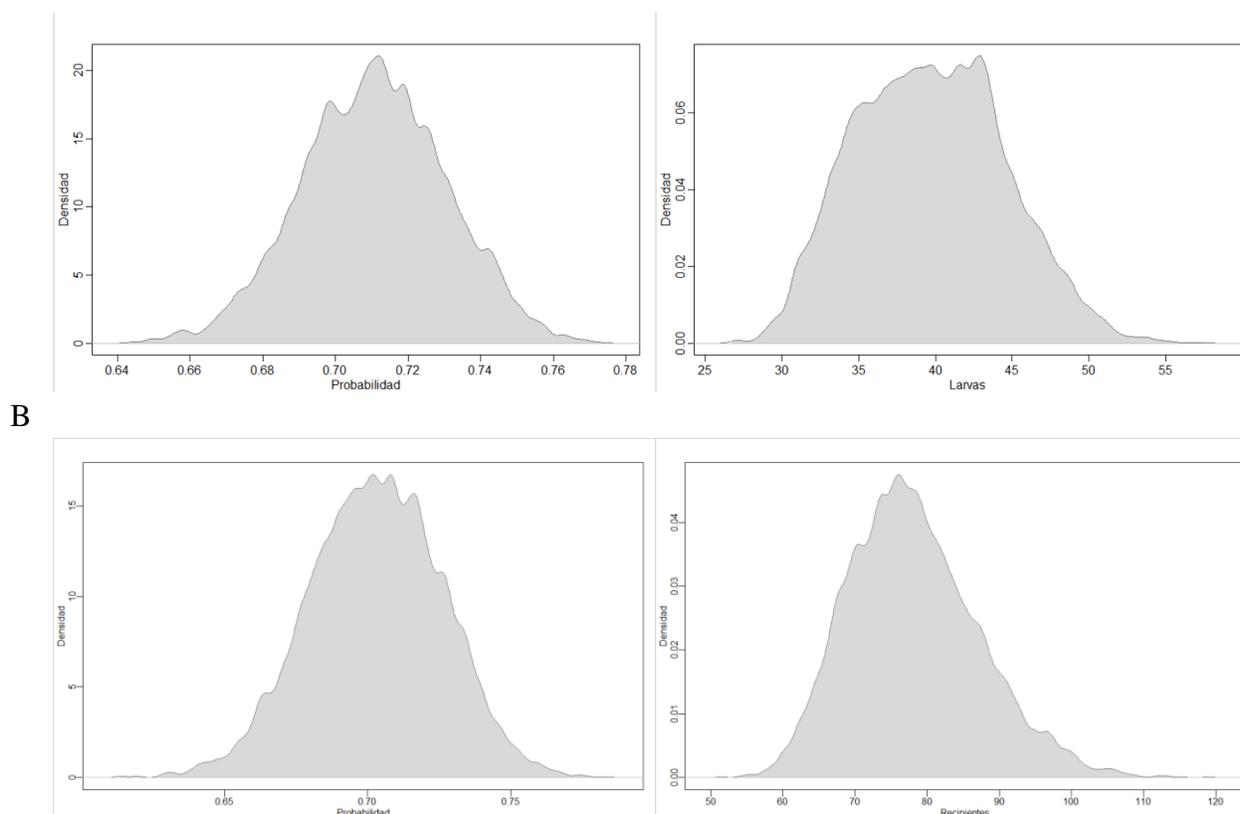
Para el caso de la variable de búsqueda, nuestra hipótesis sugiere que existe una incapacidad en la detección tanto de contenedores como larvas en los sitios estudiados, por lo que supondremos que somos incapaces de detectar el 90% de larvas y el 80 % de recipientes viables ecológicamente.

Se ajustaron tres modelos distintos para cada uno de los parámetros de interés: número de larvas y número de recipientes. En el primero de los modelos en ambos casos no se utilizaron predictores. En el segundo modelo se utilizó únicamente el VARI o GRVI como predictores. En el tercer modelo para larvas y para recipientes se utilizó VARI o GRVI y la adición del efecto del índice GRVI / VARI respectivamente.

De acuerdo con el modelo tres para los modelos de número de larvas, la media que podríamos encontrar por terreno evaluado es de cuarenta larvas (Desv. Est. = 5), y tomando en cuenta el número de ceros obtenidos durante el estudio existe un 71% (Desv. Est. = 1), de probabilidad de que el personal encargado de buscar las larvas, no sean capaces de encontrarlas en los terrenos evaluados (Figura 7, A).

De acuerdo con el modelo tres para los modelos de número de recipientes, la media que podríamos encontrar por terreno evaluado es de 78 recipientes (Desv. Est. = 9), y tomando en cuenta el número de ceros obtenidos durante el estudio existe un 70% (Desv. Est. = 2), de probabilidad de que el personal encargado de buscar los recipientes, no sean capaces de encontrarlos en los terrenos evaluados (Figura 7, B).

A



**Figura 7.** Distribución de probabilidad de no encontrar larvas, distribución de la media de cantidad de larvas (A) y recipientes (B) que podrían encontrarse en terrenos evaluados. La zona sombreada muestra el 95% HPDI (Highest Posterior Density Intervals).

Evaluación de los modelos y las variables utilizadas:

Los modelos ajustados para evaluar las larvas que podrían encontrarse en los terrenos deshabitados fueron comparados por medio de la validación cruzada del muestreo de importancia suavizado por Pareto (PSIS) (Vehtari et al., 2015) y con el Criterio de información ampliamente aplicable (WAIC) (Watanabe, 2010). Ambas estrategias permiten predecir la penalización por predicción en distribuciones fuera de la muestra.

**Tabla 2.** Resultado de la comparación de modelos de larvas y recipientes, por medio de la validación cruzada del muestreo de importancia suavizado por Pareto y el Criterio de información ampliamente aplicable.

	PSIS	SE	WAIC	SE	dPSIS	dSE	dWAIC	dSE	pPSIS	pWAIC	Weight PSIS	Weight WAIC
<b>L3</b>	262.41	99.79	264.58	102.3	0	NA	0.00	NA	44.15	45.24	0.999	1.00

# Informe final proyecto de investigación 2022

Dirección General de Investigación –DIGI-

<b>L2</b>	296.60	117.14	301.03	118.87	34.19	56.71	36.45	58.55	27.04	29.26	3.76E-08	0.00
<b>L1</b>	334.55	150.55	337.51	150.78	72.13	92.77	72.93	94.31	23.10	24.58	2.17E-16	0.00
<b>R3</b>	168.32	22.27	167.85	21.80	0.00	NA	0.00	NA	9.69	9.45	9.69	1.00
<b>R2</b>	294.84	87.15	294.65	85.93	126.52	66.72	126.80	66.81	10.14	10.05	10.14	0.00
<b>R1</b>	443.72	136.39	444.41	134.91	275.40	116.56	276.56	117.05	27.39	27.73	27.39	0.00

L: modelo de larvas. R: modelo de recipientes. WAIC y PSIS = riesgo de sobreajuste, SE = Error estándar, dPSIS = diferencia entre cada modelo, pWAC y pPSIS = número efectivo de parámetros, Weight = peso del modelo.

Ambas metodologías (PSIS y WAIC), muestran valores similares en los resultados de la evaluación de los tres modelos para cada variable de interés. En ambos casos se puntúa de mejor forma el riesgo de sobreajuste y el peso del modelo tres, tanto para el modelo de larvas como para el modelo de recipientes. En ambos se toman en cuenta GRVI y VARI.

En el caso de los modelos de larvas, las diferencias con los otros modelos indican que el modelo tres se encuentra a 34 unidades de desviación del modelo dos y el modelo uno (sin predictores), a 72 unidades. Además, el número efectivo de parámetros es superior en el modelo mejor calificado, alcanzando más de cuarenta en comparación con los menos de treinta en el resto de los modelos.

En el caso de los modelos de recipientes, las diferencias con los otros modelos indican que el modelo tres se encuentra a 126 unidades de desviación que el modelo dos y a 275 unidades que el modelo uno (el cual no utiliza predictores). El número efectivo en este caso es menor en el modelo tres, en comparación al resto de modelos.

Existe certeza en que la dirección de los efectos de las variables “no encontrar larvas” estratificada por VARI, “número de larvas” estratificada por VARI y “GRVI 2 y 3” sean positivos, “GRVI 1” sea negativo y pueden considerarse significativos en el modelo de larvas. Además, existe certeza de que los efectos de las variables “no encontrar recipientes” estratificada por GRVI, “número de recipientes” estratificadas por GRVI seas positivos, que “VARI 1 y 2” sean negativos y pueden considerarse significativos en el modelo de recipientes, con excepción a VARI 3 (Tabla 3, Figura 15) (Makowski, Ben-Shachar, & Lüdecke, 2019; Makowski, Ben-Shachar, Chen, et al., 2019).

**Tabla 3.** Probabilidad de dirección (pd), y Región de equivalencia práctica (ROPE), de las variables estratificadas en el modelo tres para la corrección de búsqueda de larvas y recipientes.

Variable	Pd %	Media	Sd	89% IC [HPDI <sub>sup</sub> ]	89% IC [HPDI <sub>inf</sub> ]	ROPE % [-0.08, 0.08]
----------	------	-------	----	-------------------------------	-------------------------------	----------------------

# Informe final proyecto de investigación 2022

Dirección General de Investigación –DIGI-

<b>L</b>	<b>No_en_VARI1</b>	> 99.9	0.89	0.10	0.73	1.06	< 1
	<b>No_en_VARI2</b>	> 99.9	0.90	0.10	0.75	1.06	< 1
	<b>No_en_VARI3</b>	> 99.9	0.91	0.09	0.76	1.06	< 1
	<b>Larv_VARI1</b>	> 99.9	3.56	0.08	3.43	3.69	< 1
	<b>Larv_VARI2</b>	> 99.9	3.76	0.08	3.63	3.89	< 1
	<b>Larv_VARI3</b>	> 99.9	3.70	0.10	3.54	3.86	< 1
	<b>GRVI1</b>	> 99.9	-1.17	0.27	-1.62	-0.75	< 1
	<b>GRVI2</b>	> 99.9	0.45	0.09	0.30	0.60	< 1
	<b>GRVI3</b>	> 99.9	0.57	0.10	0.41	0.74	< 1
-----							
<b>R</b>	<b>No_en_GRVI1</b>	> 99.9	0.80	0.10	0.65	0.96	< 1
	<b>No_en_GRVI2</b>	> 99.9	0.86	0.10	0.71	1.01	< 1
	<b>No_en_GRVI3</b>	> 99.9	0.92	0.10	0.76	1.08	< 1
	<b>Reci_GRVI1</b>	> 99.9	4.43	0.10	4.27	4.59	< 1
	<b>Reci_GRVI2</b>	> 99.9	4.28	0.09	4.13	4.42	< 1
	<b>Reci_GRVI3</b>	> 99.9	4.34	0.09	4.19	4.49	< 1
	<b>VARI1</b>	> 99.9	-2.41	0.22	-2.78	-2.07	< 1
	<b>VARI2</b>	> 99.9	-2.30	0.16	-2.58	-2.06	< 1
	<b>VARI3</b>	95.71	0.81	0.47	0.08	1.54	3.95

No\_en\_V1: No encontrar larvas/recipientes en escasa vegetación de acuerdo con índice, No\_en\_V2: No encontrar larvas/recipientes en vegetación media de acuerdo con índice, No\_en\_V3: No encontrar larvas/recipientes en abundante vegetación de acuerdo con índice.

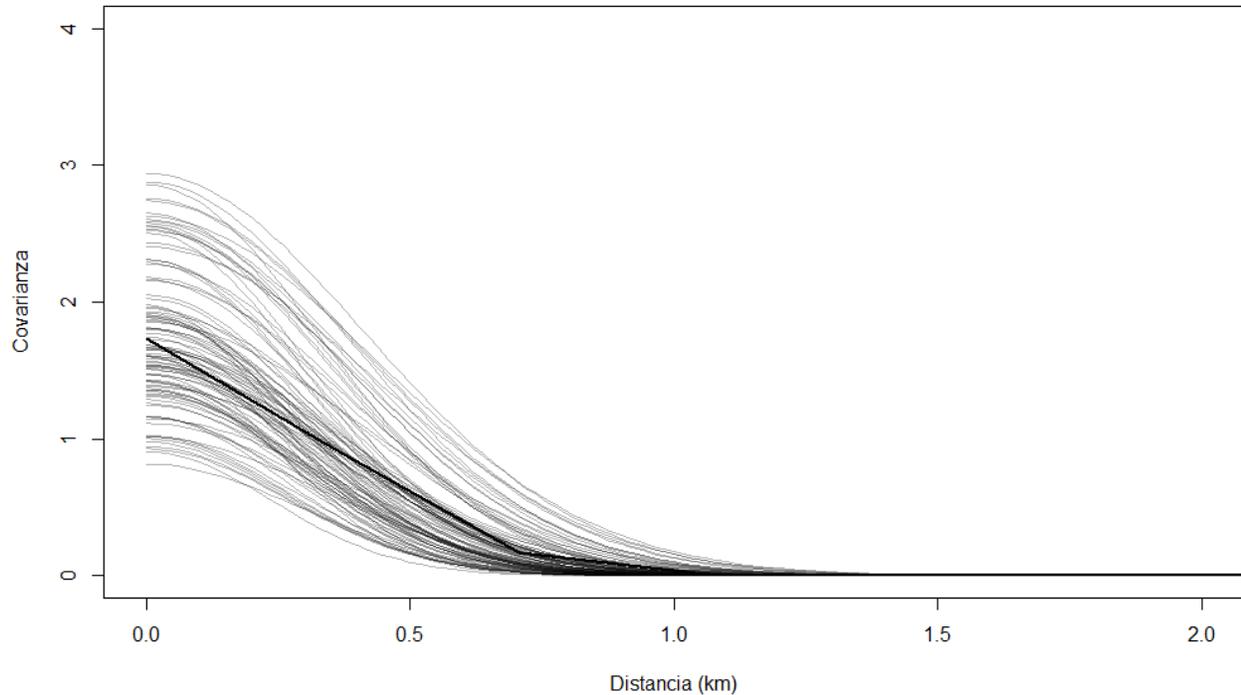
Larv/Reci\_V1: Número de larvas/recipientes en escasa vegetación de acuerdo con índice, Larv/Reci\_V2: Número de larvas/recipientes en vegetación media de acuerdo con índice, Larv/Reci\_V3: Número de larvas/recipientes en vegetación abundante de acuerdo con índice.

Pd: Probabilidad de dirección, sd, desviación estándar, IC: intervalos creíbles, HPDI: Intervalos de densidad posterior más altos.

Ambos modelos, tanto para larvas como para recipientes, dan alguna evidencia sobre el efecto que la cobertura vegetal juega en la visibilidad de los recipientes ecológicamente viables para *Aedes aegypti*. A mayor cobertura vegetal, es menos probable encontrar recipientes, y el fenómeno de falsos negativos se incrementa (número de falsas ausencias).

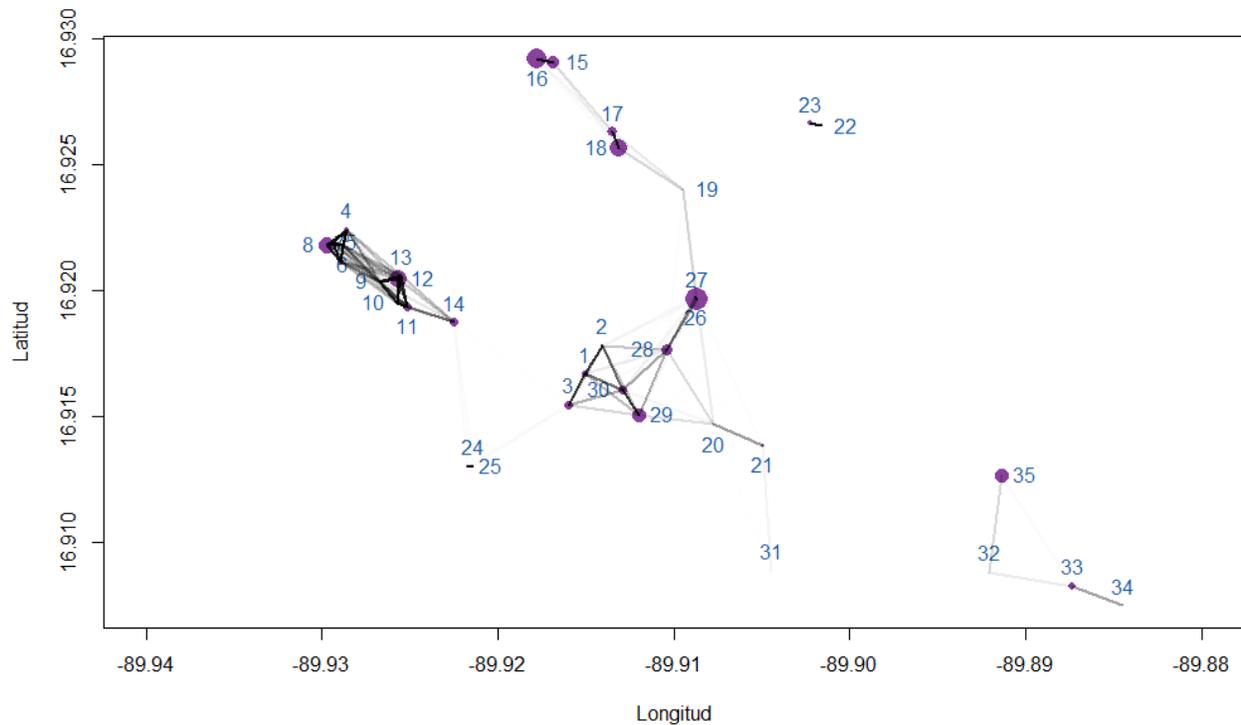
Por otro lado, la cobertura vegetal parece jugar también un papel importante en la presencia de larvas de cuarto estadio en terrenos deshabitados, pudiéndose encontrar un mayor número de larvas al aumentar la cobertura vegetal de los terrenos con excepción de los terrenos con poca cobertura, donde se observa un comportamiento de disminución en el número de larvas. La cobertura vegetal también parece influenciar el número de falsas ausencias que se suelen reportar durante los muestreos realizados.

- Número de huevecillos en función de larvas encontradas en contenedores ecológicamente viables y distancia entre terrenos deshabitados con cobertura vegetal



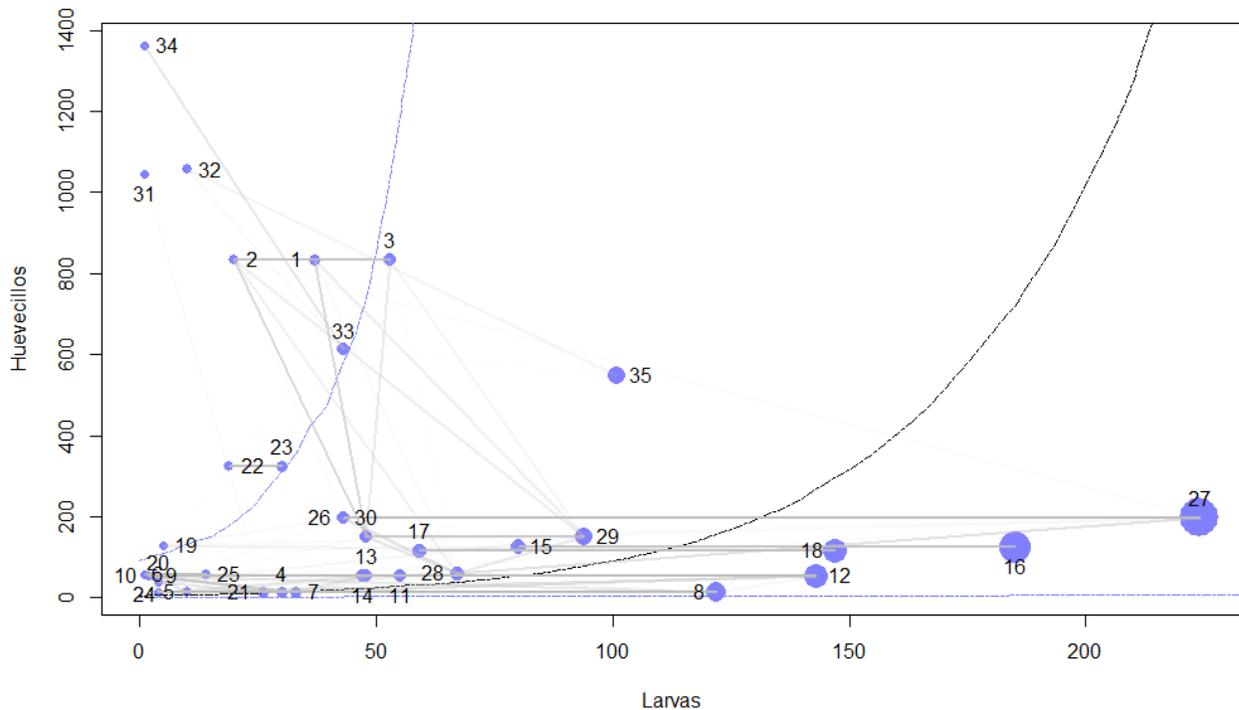
**Figura 8.** Distribución posterior de la covarianza espacial. La curva oscura muestra la covarianza media posterior en cada distancia. Las curvas delgadas muestran 100 funciones muestreadas de la distribución posterior conjunta de  $\rho^2$  y  $\eta^2$ .

La figura 8 muestra como cada combinación de valores de  $\rho^2$  y  $\eta^2$  produce una relación entre la covarianza y la distancia. La función posterior de la mediana, mostrada por la curva gruesa, representa la zona de mayor probabilidad. Pero las otras curvas muestran que hay mucha incertidumbre sobre la covarianza espacial. Las curvas que alcanzan su punto máximo al doble del pico de la mediana, alrededor de 2, son comunes. Hay mucha incertidumbre sobre qué tan fuerte es el efecto espacial, pero la mayoría de las curvas posteriores disminuyen a una covarianza cero antes de los 1000 metros.



**Figura 9.** Correlaciones posteriores entre terrenos con cobertura vegetal en el espacio geográfico estudiado.

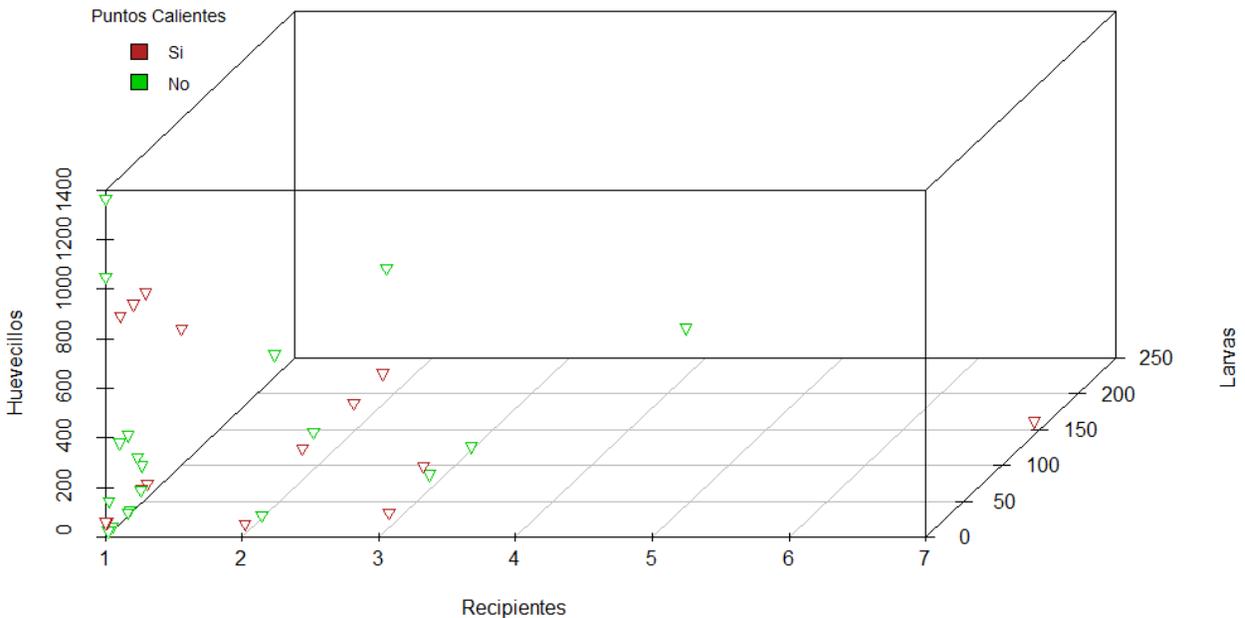
En la figura 9 las líneas más oscuras indican correlaciones más fuertes, siendo el blanco una correlación cero y el negro una correlación del 100 %. Los terrenos con cobertura vegetal más cercanos tienen correlaciones más fuertes. El efecto que tienen estas correlaciones con el número de huevecillos en las ovitrampas que generaron puntos calientes es difícil de ver en este caso.



**Figura 10.** Correlaciones posteriores entre terrenos con cobertura vegetal en el espacio geográfico estudiado contra el número de huevecillos encontrados en las ovitrampas en los puntos calientes y el número de larvas encontradas en los terrenos visitados. La línea negra muestra la función de la mediana posterior. Las líneas azules muestran la zona dentro de la cual se encuentra el intervalo posterior del percentil 89.

En la figura 10 es más fácil apreciar la relación entre la correlación entre los terrenos y las variables de interés. Es posible observar que la relación que tienen los terrenos 1, 2, 3, 30 y 33 describen el hecho de que están por encima del número esperado de huevecillos para sus poblaciones larvales. De la misma manera los terrenos 1, 3, 29 y 33 se encuentran relacionados, y generan un número mayor de huevecillos a los puntos calientes para lo esperado de acuerdo con la densidad larvaria encontrada en dichos sitios.

- Variables predictoras de los puntos calientes



**Figura 11.** Representación tridimensional de la separación de puntos calientes a partir de las variables larvas, recipientes y huevecillos.

Al llevar a cabo el análisis discriminante para evaluar si las larvas, recipientes ecológicamente viables y número de huevecillos podían clasificar un área como punto caliente se obtuvo que las variables seleccionadas no son capaces por si solas de llevar a cabo la estratificación. A nivel individual, no parece haber una variable que se diferencie más entre los espacios considerados como puntos calientes (igual solapamiento entre puntos de muestreo). La representación de las tres variables de forma simultánea (Figura 11), parece indicar que las regiones marcadas como puntos calientes no están evidentemente separadas en el espacio 3D generado. Esto se refuerza con los valores obtenidos del modelo ajustado:

$$Ldafit = lda (\text{Puntos Calientes} \sim \log(\text{Larvas}) + \log(\text{Huevecillos}) + \text{Recipientes})$$

Una vez ajustado el modelo, el resultado mostró que, según la función discriminante, la probabilidad posterior de que el espacio pertenezca a un punto caliente es del 46.4% frente al 53.5% de que no lo sea. Sin embargo, el error de entrenamiento fue del 54.28%. Si bien el modelo asume un umbral del

50% en la distribución posterior para generar la división (la cual no es efectiva), al incrementar el umbral de probabilidad posterior a un 99% la clasificación alcanza una sensibilidad del 100% y una especificidad del 100% (Figura 16).

## 12 Discusión de resultados

En Guatemala, las especies de vectores que transmiten arbovirus pueden variar considerablemente en los comportamientos de búsqueda de hospedador, reposo y oviposición en el tiempo y el espacio, y los datos que explican tales patrones son escasos. Se necesita información sobre el comportamiento y la bionomía para comprender mejor qué medidas de control de vectores pueden ser más eficaces para controlar los vectores. Actualmente esta información se basa en estimaciones sobre la distribución de en los departamentos del país, estimaciones de la densidad de las poblaciones de vectores más importantes a lo largo de la región y la posterior delimitación de áreas de riesgo de infección. Una de las principales desventajas en la realización de estos estudios es la alta variabilidad de la dinámica espacio-temporal del vector (Diéguez et al., 2006; Lepe López et al., 2017; Rodríguez-Flores et al., 2018; Villatoro, 2006).

Elegimos como puntos de muestreo los terrenos deshabitados con cobertura vegetal, con base a lo observado en los informes de distintos proyectos para el control del Zika en el país (Zika Community Response y The Zika Airs Project), en los que queda patente la prevalencia de mosquitos (estadios inmaduros), en zonas con terrenos deshabitados. Además, distintos autores a lo largo del tiempo han reportado la presencia de larvas y pupas en todo tipo de contenedores y recipientes resultantes de la actividad humana, capaces de almacenar agua (Carter, 1924; Nelson, 1986; Rogers et al., 2006).

Las condiciones antropogénicas encontradas en las áreas evaluadas, relacionadas con la disponibilidad de agua para consumo humano, difieren mucho de los proyectos de monitoreo ZIKA y datos del MSPAS en municipios que operan en regiones áridas del país, como Zacapa. Estas áreas se caracterizan típicamente por la falta de sistemas de alcantarillado entubado, letrinas y saneamiento en las vías públicas, lo que alienta a las comunidades a mantener tanques de agua que cubran las necesidades mínimas durante todo el año. Sin embargo, en Santa Elena y San Benito Petén, la ausencia de estos servicios básicos no es obvia, y la explicación de la ubicación de los huevos durante la baja presencia de mosquitos no es obvia.

El patrón que se observó en la densidad de huevecillos a lo largo el tiempo es muy similar al reportado previamente en la prevalencia de casos de dengue a lo largo del año. Estas dos variables guardan una relación con las condiciones de temperatura y humedad en Guatemala, evidenciando un ciclo semestral condicionado con la aparición de la temporada de aumento en la precipitación, o época lluviosa (Ponciano et al., 2019). Sin embargo, es posible que los efectos que se ven reflejados en la prevalencia de casos, realmente enmascaren los cambios en las densidades aélicas.

Las tendencias durante el periodo de estudio (marzo a septiembre), en la distribución espacial a nivel de cuadrículas de 100 m<sup>2</sup>, dentro del área urbana delimitada proporcionan una fuerte evidencia de una distribución altamente focalizada de *Ae. aegypti*. Los puntos calientes encontrados durante el análisis se encuentran concentrados en la zona central de los municipios estudiados, encontrándose de forma esporádica en la periferia de los municipios. A su vez se encuentran estables en la escala temporal. Estos puntos se suelen encontrar a distancias de alrededor de 150 m de terrenos con cobertura vegetal deshabitadas zonas con las condiciones propicias para la permanencia del vector.

La presencia de estos espacios en la que se encuentran los vectores de forma desmedida ha sido descritos y propuestos como puntos de focalización para las intervenciones en el control de las enfermedades como el dengue de forma que se utilicen los recursos de forma más eficaz y eficiente que las intervenciones tradicionales homogéneas (Eisenberg et al., 2013; Garelli et al., 2013; LaCon et al., 2014b).

Evaluando la relación entre el efecto de la vegetación medida como Índice de Vegetación Verde-Roja (GRVI) y el Índice de Resistencia Atmosférica Visible (VARI) a bajo nivel del mar, pudimos observar un resultado positivo. patrón entre estas variables. De acuerdo con los modelos lineales generales seleccionados con una distribución de Poisson inflada con cero, el número de contenedores encontrados en los estudios de larvas muestra una relación positiva con la cobertura vegetal (Tabla 3). Esta relación puede deberse a que los tanques están ocultos por la vegetación circundante. Estas condiciones son favorables para la oviposición de vectores hembra. Ambos efectos en conjunto favorecen la conservación de aquellos huevos que pueden eclosionar al inicio de la temporada de lluvias. Se han evaluado y modelado efectos similares con diferentes índices como NDVI (Martín et al., 2022), o islas de calor urbanas (UHI) (de Jesús Crespo & Rogers, 2021).

Este efecto agrega una dimensión que debe ser considerada en las estrategias de control de vectores de las entidades gubernamentales. La capacidad de intervenir en el control de *Ae. aegypti* fue de la mano con las intervenciones contra los vectores de la malaria *Anopheles albimanus*, *An. vestipennis*, *An. pseudopunctipennis* y *An. darlingi* desde 1956. Para el control de los vectores de malaria una larga lista de insecticidas ha servido en las campañas del Ministerio de Salud, incluyendo dieldrín, dicloro difenil tricloroetano (DDT), carbamatos, organofosforados (PAOH/WHO et al., 2008) y actualmente piretroides como la deltametrina y la alfa-cipermetrina (Global Fund, 2015). Estos han sido reemplazados durante el tiempo de acuerdo con la evidencia de resistencia de los mosquitos ante los compuestos utilizados.

El control de *Ae. aegypti* por medio de métodos químicos comienza en 1949 con la campaña de erradicación del *Aedes aegypti* con DDT 4% (Reunión Binacional de Salud Pública Guatemala-México, 1984) y Malatión en polvo humectable al 50% en concentraciones al 5%, como larvicida (Abate) 1% (Servicio Nacional de Erradicación de la Malaria, 1975), hasta la actualidad (Ministerio de Salud Pública y Asistencia Social-Organización Panamericana de la Salud, 2015).

Sin embargo, el uso de pesticidas en ambos estadios genera deficiencias metodológicas al considerar la hipótesis del estudio propuesto. La aplicación de DDT elimina imagos durante el vuelo activo. El larvicida, por otro lado, solo mata las etapas larvianas que se encuentran en los contenedores tratados. La presencia de reservorios ecológicamente viables y reservorios no encontrados en terrenos con vegetación durante las campañas de control de vectores explica la falta de erradicación de las poblaciones de estos mosquitos en el país por más de 70 años y la restauración estacional de poblaciones viables. Una forma alternativa de paliar este desabastecimiento podría ser colocar contenedores de basura con más frecuencia en estas comunidades para evitar la acumulación de recipientes que puedan actuar como criaderos de larvas.

En el caso del modelo que relaciona el número de huevecillos en función de larvas encontradas en contenedores ecológicamente viables y distancia entre terrenos deshabitados con cobertura vegetal, fue posible determinar que efectivamente existen terrenos que alimentan de huevecillos a los puntos calientes encontrados en los dos municipios estudiados. La relación entre la cobertura vegetal y la presencia del vector ha sido demostrada previamente (Landau & van Leeuwen, 2012; Vezzani et al., 2005), y cómo la presencia de ciertos tipos de plantas como arbustos y árboles de entre tres y nueve metros favorecen la presencia de los vectores de interés (Landau & van Leeuwen, 2012).

Los resultados obtenidos muestran evidencia sobre el posible efecto que tiene la relación en la distancia existente entre algunos terrenos claves y el número de huevecillos encontrados. El modelo ajustado supone que algunos terrenos en concreto generan o permiten el mantenimiento de los puntos calientes en el espacio y tiempo, tomando en cuenta el número de larvas que producen, este efecto ha sido demostrado previamente en otros organismos (Lloyd-Smith et al., 2005). Esto puede llevar a pensar que son solo determinados sitios los que merecen especial atención durante las medidas de control y vigilancia de los vectores del dengue, efecto que se ha demostrado previamente (Bousema et al., 2012b; GRAY et al., 2003; Lloyd-Smith et al., 2005; Paull et al., 2012b). Se ha demostrado numéricamente, que interviniendo sitios que sean la causa de generar puntos calientes, pueden llegar a ser tan efectivos como la intervención homogénea de toda la zona de interés (Bousema et al., 2012b).

Por supuesto, las correlaciones que describe este modelo por distancia geográfica pueden ser el resultado de otras similitudes no medidas entre los terrenos geográficamente cercanos. Por ejemplo, varios terrenos estudiados se encuentran afectados en mayor medida por la presencia antropogénica, zonas urbanas más concentradas, cercanía a centros de comercio o distancia hasta contenedores de basura. Por lo tanto, podría ser la disponibilidad de, por ejemplo, acumulación de llantas lo que explica algunas de las correlaciones.

El modelo de discriminación lineal demostró un punto interesante en tomar en cuenta a la hora de diseñar futuros estudios en este campo. Existen una serie de interacciones entre variables que se esconden debajo de lo que parece obvio. El analizarlas por métodos convencionales no permite dilucidarlas. Los análisis deben realizarse desde un punto de vista más profundo y tomando en cuenta

un mayor número de variables, en tiempo y en espacio. El siguiente paso para dar es el uso de modelos de aprendizaje automático no supervisado como las redes neuronales, para la clasificación de zonas de riesgo y puntos de intervención. Las técnicas de aprendizaje computacional, especialmente las redes neuronales, han mostrado un éxito evidente en múltiples campos como la bioinformática (Min et al., 2016), el procesamiento del lenguaje (Collobert & Weston, 2008) y la visión por computadora (Krizhevsky et al., 2012). Este enfoque de análisis ha evidenciado potencial en el modelado de varios fenómenos, que puede ser explotado en el campo que nos concierne en este trabajo.

En conclusión, hemos evidenciado la presencia de patrones estacionales, espaciales y temporales en la densidad de poblaciones de *A. aegypti* utilizando análisis locales mediante el estadístico de Getis Ord, relación que puede ser explicada por la presencia y cercanía entre terrenos con cobertura vegetal deshabitados. La vegetación mostró estar relacionada con el registro de falsos negativos en la presencia de estadios inmaduros de *A. aegypti* durante las encuestas larvales. Estas relaciones no son descritas por algoritmos que carezcan de incluir variables como el espacio o el tiempo, como el caso de los análisis discriminantes lineales simples. Es necesario un mayor número de estudios que amplíen la visión del comportamiento de las poblaciones de los mosquitos, utilizando estrategias que utilicen un mayor número de variables y que expliquen de mejor forma su interacción, si el objetivo final del sistema de salud del país es el control de las enfermedades por medio de intervenciones dirigidas al vector.

### 13 Referencias

- Anselin, L. (2018). *Maps for Rates or Proportions*. GeoDa Workbook. <https://geodacenter.github.io/>
- Baddeley, A., Rubak, E., & Turner, R. (2015). *Spatial Point Patterns Methodology and Applications with R*. Chapman and Hall/CRC Press. <http://www.crcpress.com/Spatial-Point-Patterns-Methodology-and-Applications-with-R/Baddeley-Rubak-Turner/9781482210200/>
- Barbosa, A. M., Jimenez-Valverde, A., & Real, R. (2016). *modEvA: Model evaluation and analysis*. (R package version 1.3.2.). <https://CRAN.R-project.org/package=modEvA>
- Barbosa, A. M., & Real, R. (2012). Applying Fuzzy Logic to Comparative Distribution Modelling: A Case Study with Two Sympatric Amphibians. *The Scientific World Journal*, 2012, 1–10. <https://doi.org/10.1100/2012/428206>
- Bhatt, S., Gething, P. W., Brady, O. J., Messina, J. P., Farlow, A. W., Moyes, C. L., Drake, J. M., Brownstein, J. S., Hoen, A. G., Sankoh, O., Myers, M. F., George, D. B., Jaenisch, T., Wint, G. R. W., Simmons, C. P., Scott, T. W., Farrar, J. J., & Hay, S. I. (2013). The global distribution and burden of dengue. *Nature*, 496(7446), 504–507. <https://doi.org/10.1038/nature12060>
- Bisanzio, D., Dzul-Manzanilla, F., Gomez-Dantés, H., Pavia-Ruz, N., Hladish, T. J., Lenhart, A., Palacio-Vargas, J., González Roldan, J. F., Correa-Morales, F., Sánchez-Tejeda, G., Kuri Morales, P., Manrique-Saide, P., Longini, I. M., Halloran, M. E., & Vazquez-Prokopec, G. M. (2018). Spatio-

- temporal coherence of dengue, chikungunya and Zika outbreaks in Merida, Mexico. *PLOS Neglected Tropical Diseases*, 12(3), e0006298. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0006298>
- Black, W. C., Rai, K. S., Turco, B. J., & Arroyo, D. C. (1989). Laboratory Study of Competition Between United States Strains of *Aedes albopictus* and *Aedes aegypti* (Diptera: Culicidae). *Journal of Medical Entomology*, 26(4), 260–271. <https://doi.org/10.1093/jmedent/26.4.260>
- Bousema, T., Griffin, J. T., Sauerwein, R. W., Smith, D. L., Churcher, T. S., Takken, W., Ghani, A., Drakeley, C., & Gosling, R. (2012a). Hitting Hotspots: Spatial Targeting of Malaria for Control and Elimination. *PLoS Medicine*, 9(1), e1001165. <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1001165>
- Bousema, T., Griffin, J. T., Sauerwein, R. W., Smith, D. L., Churcher, T. S., Takken, W., Ghani, A., Drakeley, C., & Gosling, R. (2012b). Hitting Hotspots: Spatial Targeting of Malaria for Control and Elimination. *PLoS Medicine*, 9(1), e1001165. <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1001165>
- Brady, O. J., Gething, P. W., Bhatt, S., Messina, J. P., Brownstein, J. S., Hoen, A. G., Moyes, C. L., Farlow, A. W., Scott, T. W., & Hay, S. I. (2012). Refining the Global Spatial Limits of Dengue Virus Transmission by Evidence-Based Consensus. *PLoS Neglected Tropical Diseases*, 6(8), e1760. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0001760>
- Carpenter, G., Gillison, A. N., & Winter, J. (1993). DOMAIN: a flexible modelling procedure for mapping potential distributions of plants and animals. *Biodiversity and Conservation*, 2(6), 667–680. <https://doi.org/10.1007/BF00051966>
- Carter, H. (1924). Preferential and compulsory breeding places of *Aedes (stegomyia) aegypti* and their limits. *Ann. Trop. Med. Parasit*, 18, 493–503.
- Christophers, S. R. (1960). *Aedes aegypti (L.), the Yellow Fever Mosquito: Its Life History, Bionomics and Structure*. Cambridge University Press.
- Collobert, R., & Weston, J. (2008). A unified architecture for natural language processing. *Proceedings of the 25th International Conference on Machine Learning - ICML '08*, 160–167. <https://doi.org/10.1145/1390156.1390177>
- Conn, P. B., Johnson, D. S., Williams, P. J., Melin, S. R., & Hooten, M. B. (2018). A guide to Bayesian model checking for ecologists. *Ecological Monographs*, 88(4), 526–542. <https://doi.org/10.1002/ecm.1314>
- Costa, F., Fattore, G., & Abril, M. (2012). Diversity of containers and buildings infested with *Aedes aegypti* in Puerto Iguazú, Argentina. *Cadernos de Saúde Pública*, 28(9), 1802–1806. <https://doi.org/10.1590/S0102-311X2012000900019>
- Cressie, N., Calder, C. A., Clark, J. S., Hoef, J. M. ver, & Wikle, C. K. (2009). Accounting for uncertainty in ecological analysis: the strengths and limitations of hierarchical statistical modeling. *Ecological Applications*, 19(3), 553–570. <https://doi.org/10.1890/07-0744.1>
- de Jesús Crespo, R., & Rogers, R. E. (2021). Habitat Segregation Patterns of Container Breeding Mosquitos: The Role of Urban Heat Islands, Vegetation Cover, and Income Disparity in Cemeteries of New Orleans. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(1), 245. <https://doi.org/10.3390/ijerph19010245>

- Devera, R., Devera, Z., & Velásquez, V. (2013). Presencia de aedes aegypti en el cementerio jobo liso de Ciudad Bolívar, Estado Bolívar, Venezuela. *Saber*, 25(4), sp.
- Diéguez, L., Hernández, C. A., Zacarías, R., & Salazar, V. (2006). Contribución al estudio de la familia Culicidae de Guatemala: relación y distribución geográfica de las principales especies en la región norte. *Revista Cubana Medicina Tropical*, 58(1), 30–35.
- Diéguez-Fernández, L., Andrés-García, J., Martín-Martínez, J., Fimia-Duarte, R., Iannacone, J., & Alarcón-Elbal, P. (2015). Comportamiento Estacional y Relevancia De Los Depósitos Permanentes Y Útiles Para La Presencia De Aedes (Stegomyia) Aegypti En Camagüey, Cuba. *Neotropical Helminthology*, 9(1), sp.
- Dixon, P., & Ellison, A. M. (1996). Introduction: ecological applications of Bayesian inference. *Ecol. Appl.*, 6, 1034–1035.
- Eisenberg, J. N. S., Schafrick, N. H., Milbrath, M. O., Berrocal, V. J., & Wilson, M. L. (2013). Spatial Clustering of Aedes aegypti Related to Breeding Container Characteristics in Coastal Ecuador: Implications for Dengue Control. *The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, 89(4), 758–765. <https://doi.org/10.4269/ajtmh.12-0485>
- Elith, J., H. Graham, C., P. Anderson, R., Dudík, M., Ferrier, S., Guisan, A., J. Hijmans, R., Huettmann, F., R. Leathwick, J., Lehmann, A., Li, J., G. Lohmann, L., A. Loiselle, B., Manion, G., Moritz, C., Nakamura, M., Nakazawa, Y., McC. M. Overton, J., Townsend Peterson, 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>
- Ellison, A. M. (2004). Bayesian inference in ecology. *Ecology Letters*, 7(6), 509–520. <https://doi.org/10.1111/j.1461-0248.2004.00603.x>
- Escobar, L. E., Romero-Alvarez, D., Leon, R., Lepe-Lopez, M. A., Craft, M. E., Borbor-Cordova, M. J., & Svenning, J.-C. (2016). Declining Prevalence of Disease Vectors Under Climate Change. *Scientific Reports*, 6(1), 39150. <https://doi.org/10.1038/srep39150>
- Farajollahi, A., & Price, D. C. (2013). A Rapid Identification Guide for Larvae of the Most Common North American Container-Inhabiting Aedes Species of Medical Importance. *Journal of the American Mosquito Control Association*, 29(3), 203–221. <https://doi.org/10.2987/11-6198R.1>
- Fleishman, E., Nally, R. mac, & Fay, J. P. (2003). Validation Tests of Predictive Models of Butterfly Occurrence Based on Environmental Variables. *Conservation Biology*, 17(3), 806–817. <https://doi.org/10.1046/j.1523-1739.2003.02113.x>
- Garelli, F. M., Espinosa, M. O., & Gürtler, R. E. (2013). Spatial analysis of Aedes aegypti immatures in Northern Argentina: Clusters and temporal instability. *Acta Tropica*, 128(3), 461–467. <https://doi.org/10.1016/j.actatropica.2013.07.019>
- Gitelson, A. A., Kaufman, Y. J., Stark, R., & Rundquist, D. (2002). Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote Sensing of Environment*, 80(1), 76–87. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00289-9](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00289-9)
- Global Fund. (2015). *Global Fund backed data*.

- Grard, G., Caron, M., Mombo, I. M., Nkoghe, D., Mboui Ondo, S., Jiolle, D., Fontenille, D., Paupy, C., & Leroy, E. M. (2014). Zika Virus in Gabon (Central Africa) – 2007: A New Threat from *Aedes albopictus*? *PLoS Neglected Tropical Diseases*, 8(2), e2681.  
<https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0002681>
- Gratz, N. G. (2004). Critical review of the vector status of *Aedes albopictus*. *Medical and Veterinary Entomology*, 18(3), 215–227. <https://doi.org/10.1111/j.0269-283X.2004.00513.x>
- Gray, K., Scott, T. W., Getis, A., & Morrison, A. C. (2003). CHARACTERISTICS OF THE SPATIAL PATTERN OF THE DENGUE VECTOR, *Aedes Aegypti*, IN IQUITOS, PERU. *The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, 69(5), 494–505.  
<https://doi.org/10.4269/ajtmh.2003.69.494>
- Gray, K., Scott, T. W., Getis, A., & Morrison, A. C. (2003). Characteristics of the spatial pattern of the dengue vector, *Aedes aegypti*, in Iquitos, Peru. *The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, 69(5), 494–505. <https://doi.org/10.4269/ajtmh.2003.69.494>
- Hahn, M. B., Eisen, L., McAllister, J., Savage, H. M., Mutebi, J.-P., & Eisen, R. J. (2017). Updated Reported Distribution of *Aedes* (*Stegomyia*) *aegypti* and *Aedes* (*Stegomyia*) *albopictus* (Diptera: Culicidae) in the United States, 1995–2016. *Journal of Medical Entomology*, 54(5), 1420–1424.  
<https://doi.org/10.1093/jme/tjx088>
- Hamlyn-Harris, R. (1927). Notes on the breeding places of two mosquitoes in Queensland. *Bulletin. of Entomological. Research.*, 17(4), 411–414.
- Harrington, L., Scott, T., Lerdthusnee, K., Coleman, R., Costero, A., Clark, G., Jones, J., Kitthawee, S., Kittayapong, P., Sithiprasasna, R., & Edman, J. (2005). Dispersal of the dengue vector *Aedes aegypti* within and between rural communities. *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, 72, 209–220.
- Hobbs, N. T., & Hooten, M. B. (2015). *Bayesian models: A statistical primer for ecologists*. Princeton University Press.
- Honório, N. A., & Lourenço-de-Oliveira, R. (2001). Frequência de larvas e pupas de *Aedes aegypti* e *Aedes albopictus* em armadilhas, Brasil. *Revista de Saúde Pública*, 35(4), 385–391.  
<https://doi.org/10.1590/S0034-89102001000400009>
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2017). *An Introduction to Statistical Learning with Applications in R*. Springer.
- Jentes, E. S., Pomeroy, G., Gershman, M. D., Hill, D. R., Lemarchand, J., Lewis, R. F., Staples, J. E., Tomori, O., Wilder-Smith, A., & Monath, T. P. (2011). The revised global yellow fever risk map and recommendations for vaccination, 2010: consensus of the Informal WHO Working Group on Geographic Risk for Yellow Fever. *The Lancet Infectious Diseases*, 11(8), 622–632.  
[https://doi.org/10.1016/S1473-3099\(11\)70147-5](https://doi.org/10.1016/S1473-3099(11)70147-5)
- Juliano, S. A. (1998). Species introduction and replacement among mosquitoes: interspecific resource competition or apparent competition. *Ecology*, 79(1), 255–268.
- Kleef, E. V., Bambrick, H., & Hales, S. (2017). The global distribution of the arbovirus vectors *Aedes aegypti* and *Ae. albopictus*. *TropIKA.Net*.

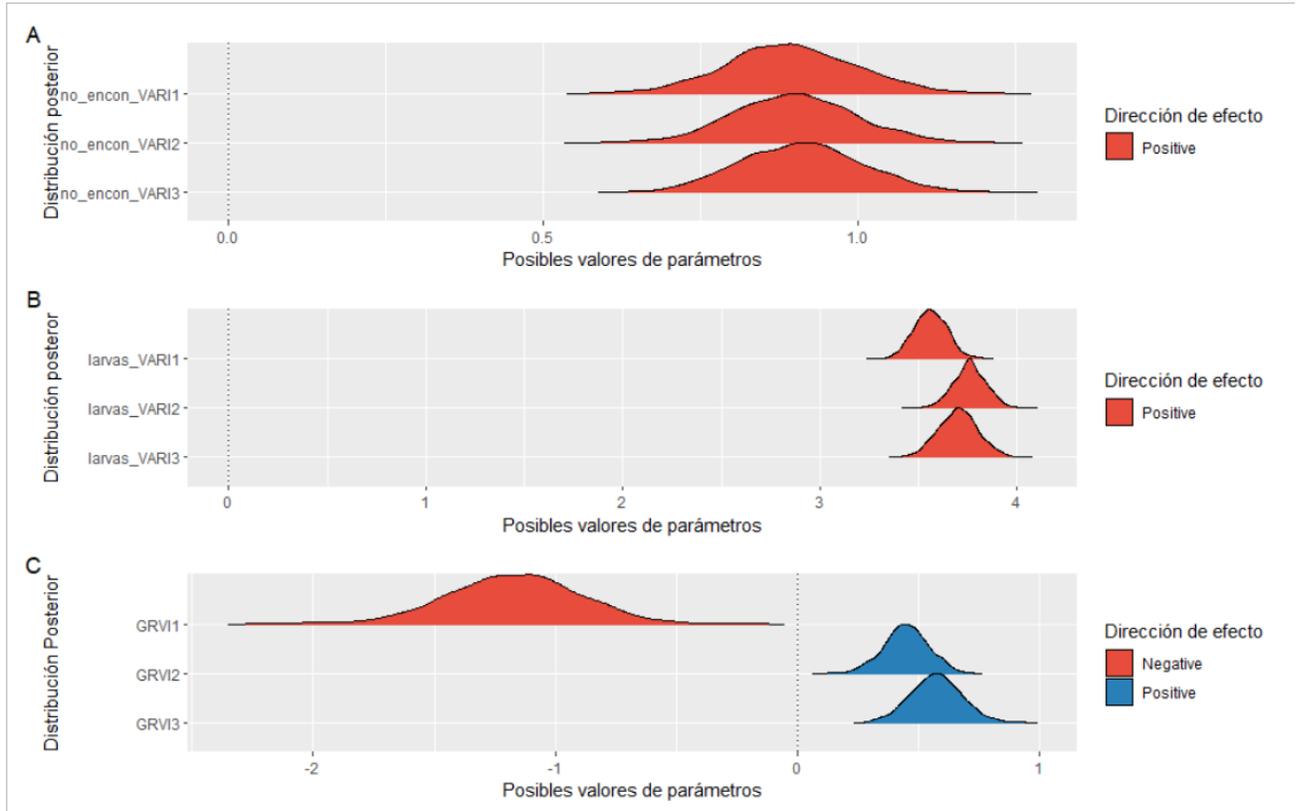
- Kraemer, M. U., Sinka, M. E., Duda, K. A., Mylne, A. Q., Shearer, F. M., Barker, C. M., Moore, C. G., Carvalho, R. G., Coelho, G. E., van Bortel, W., Hendrickx, G., Schaffner, F., Elyazar, I. R., Teng, H.-J., Brady, O. J., Messina, J. P., Pigott, D. M., Scott, T. W., Smith, D. L., ... Hay, S. I. (2015). The global distribution of the arbovirus vectors *Aedes aegypti* and *Ae. albopictus*. *ELife*, 4. <https://doi.org/10.7554/eLife.08347>
- Krizhevsky, A., Krizhevsky, I., & Hinton, G. (2012). *Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems* (Vol. 1). Curran Associates Inc.
- LaCon, G., Morrison, A. C., Astete, H., Stoddard, S. T., Paz-Soldan, V. A., Elder, J. P., Halsey, E. S., Scott, T. W., Kitron, U., & Vazquez-Prokopec, G. M. (2014a). Shifting Patterns of *Aedes aegypti* Fine Scale Spatial Clustering in Iquitos, Peru. *PLoS Neglected Tropical Diseases*, 8(8), e3038. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0003038>
- LaCon, G., Morrison, A. C., Astete, H., Stoddard, S. T., Paz-Soldan, V. A., Elder, J. P., Halsey, E. S., Scott, T. W., Kitron, U., & Vazquez-Prokopec, G. M. (2014b). Shifting Patterns of *Aedes aegypti* Fine Scale Spatial Clustering in Iquitos, Peru. *PLoS Neglected Tropical Diseases*, 8(8), e3038. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0003038>
- Landau, K. I., & van Leeuwen, W. J. D. (2012). Fine scale spatial urban land cover factors associated with adult mosquito abundance and risk in Tucson, Arizona. *Journal of Vector Ecology*, 37(2), 407–418. <https://doi.org/10.1111/j.1948-7134.2012.00245.x>
- Leparc-Goffart, I., Nougairede, A., Cassadou, S., Prat, C., & de Lamballerie, X. (2014). Chikungunya in the Americas. *The Lancet*, 383(9916), 514. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(14\)60185-9](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(14)60185-9)
- Lepe López, M. A., Dávila, M., Canet, M., Lopez, Y., Flores, E., Dávila, A., & Escobar, L. E. (2017). Distribución de *Aedes aegypti* y *Aedes albopictus* en Guatemala 2016. *Ciencia, Tecnología y Salud*, 4(1), 21–31. <https://doi.org/10.36829/63CTS.v4i1.239>
- Li, X., Wang, W., Zhao, X., Zai, J., Zhao, Q., Li, Y., & Chaillon, A. (2020). Transmission dynamics and evolutionary history of 2019-nCoV. *Journal of Medical Virology*, 92(5), 501–511. <https://doi.org/10.1002/jmv.25701>
- Lloyd-Smith, J. O., Schreiber, S. J., Kopp, P. E., & Getz, W. M. (2005). Superspreading and the effect of individual variation on disease emergence. *Nature*, 438(7066), 355–359. <https://doi.org/10.1038/nature04153>
- Lover, A. A., Buchy, P., Rachline, A., Moniboth, D., Huy, R., Meng, C. Y., Leo, Y. S., Yuvatha, K., Sophal, U., Chantha, N., Y, B., Duong, V., Goyet, S., Brett, J. L., Tarantola, A., & Cavaller, P. (2014). Spatial epidemiology and climatic predictors of paediatric dengue infections captured via sentinel site surveillance, Phnom Penh Cambodia 2011–2012. *BMC Public Health*, 14(1), 658. <https://doi.org/10.1186/1471-2458-14-658>
- Makowski, D., Ben-Shachar, M., & Lüdecke, D. (2019). bayestestR: Describing Effects and their Uncertainty, Existence and Significance within the Bayesian Framework. *Journal of Open Source Software*, 4(40), 1541. <https://doi.org/10.21105/joss.01541>

- Makowski, D., Ben-Shachar, M. S., Chen, S. H. A., & Lüdecke, D. (2019). Indices of Effect Existence and Significance in the Bayesian Framework. *Frontiers in Psychology, 10*.  
<https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.02767>
- Martín, E., Alonso, A., Faraone, J., Stain, N., & Estallo, E. (2022). *Aedes aegypti* and *Aedes albopictus* abundance, landscape coverage and spectral indices effects in a subtropical city of Argentina. *BioRxiv*.
- Min, S., Lee, B., & Yoon, S. (2016). Deep learning in bioinformatics. *Briefings in Bioinformatics, bbw068*. <https://doi.org/10.1093/bib/bbw068>
- Ministerio de Salud Pública y Asistencia Social-Organización Panamericana de la Salud. (2015). *Manual operativo de vigilancia y control entomológico de aedes aegypti vector del dengue y Chikungunya en Guatemala*.
- Monroy, C., Yuichiro, T., Rodas, A., Mejía, M., Pichilla, R., Mauricio, H., & Pérez, M. (1999). Distribución de *Aedes albopictus* (Diptera: Culicidae) en Guatemala, seguimiento a una colonización de 1995. *Revista Científica de La Facultad de Ciencias Químicas y Farmacia, 12*(1).
- Monzón, M. V., Rodríguez, J., Diéguez, L., Alarcón-Elbal, P. M., & San Martín, J. L. (2019). Hábitats de cría de *Aedes aegypti* (Diptera: Culicidae) en Jutiapa, Guatemala. *Novitates Caribaea, 14*, 111–120.  
<https://doi.org/10.33800/nc.v0i14.203>
- Motohka, T., Nasahara, K. N., Oguma, H., & Tsuchida, S. (2010). Applicability of Green-Red Vegetation Index for Remote Sensing of Vegetation Phenology. *Remote Sensing, 2*(10), 2369–2387.  
<https://doi.org/10.3390/rs2102369>
- Nelson, M. J. (1986). *Aedes aegypti Biología y Ecología*. Organización Panamericana de la Salud.
- Ogata, K., & López, A. (1996). Discovery of *Aedes albopictus* in Guatemala. *Journal of the American Mosquito Control Association, 12*(3), 503–506.
- Organización Panamericana de la Salud. (2019). *Actualización Epidemiológica: Dengue. 11 de noviembre de 2019*.
- Padmanabha, H., Durham, D., Correa, F., Diuk-Wasser, M., & Galvani, A. (2012). The Interactive Roles of *Aedes aegypti* Super-Production and Human Density in Dengue Transmission. *PLoS Neglected Tropical Diseases, 6*(8), e1799. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0001799>
- PAOH/WHO, PNUMA, & FNAM. (2008). *Anexo VII, Proyectos Demostrativos: Estrategias, Objetivos y Actividades in programa regional de acción y demostración de alternativas sostenibles para el control de vectores de la malaria sin uso de DDT en México y América Central*.
- Paull, S. H., Song, S., McClure, K. M., Sackett, L. C., Kilpatrick, A. M., & Johnson, P. T. (2012a). From superspreaders to disease hotspots: linking transmission across hosts and space. *Frontiers in Ecology and the Environment, 10*(2), 75–82. <https://doi.org/10.1890/110111>
- Paull, S. H., Song, S., McClure, K. M., Sackett, L. C., Kilpatrick, A. M., & Johnson, P. T. (2012b). From superspreaders to disease hotspots: linking transmission across hosts and space. *Frontiers in Ecology and the Environment, 10*(2), 75–82. <https://doi.org/10.1890/110111>
- Pearl, R. (1917). The Probable Error of a Mendelian Class Frequency. *The American Naturalist, 51*(603), 144–156. <https://doi.org/10.1086/279593>

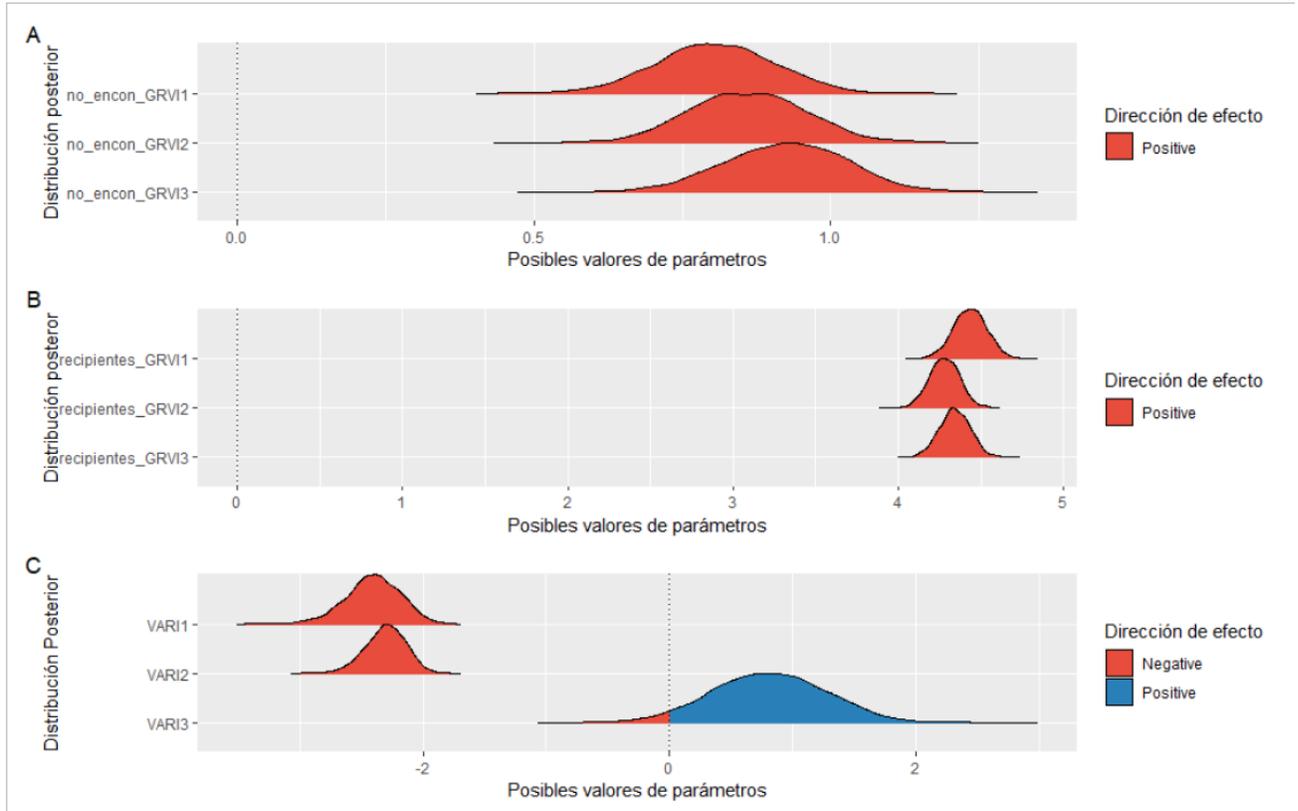
- Pearson, K. (1907). On the influence of past experience on future expectation. *Mag. J. Sci.*, 13, 365–378.
- Peterson, A. T., Soberón, J., Pearson, R. G., Anderson, R. P., Martínez-Meyer, E., Nakamura, M., & Araújo, M. B. (2011). *Ecological Niches and Geographic Distributions (MPB-49)*. Princeton University Press. <https://doi.org/10.23943/princeton/9780691136868.001.0001>
- Ponciano, J. A., Polanco, W., & Barrios, M. (2019). Dengue outbreaks pattern in southern Guatemala. *Ciencia, Tecnología y Salud*, 6(2), 158–170. <https://doi.org/10.36829/63CTS.v6i2.631>
- QGIS Development Team. (2022). *QGIS Geographic Information System*. Open Source Geospatial Foundation Project. <https://qgis.org>.
- R Core Team. (2021). *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>.
- Reunión Binacional de Salud Pública Guatemala-México. (1984). *Informe del Programa de Malaria de Guatemala*.
- Rey, J. R., Nishimura, N., Wagner, B., Braks, M. A. H., O’Connell, S. M., & Lounibos, L. P. (2006). Habitat Segregation of Mosquito Arbovirus Vectors in South Florida. *Journal of Medical Entomology*, 43(6), 1134–1141. <https://doi.org/10.1093/jmedent/43.6.1134>
- Richard McElreath. (2020). *rethinking: Statistical Rethinking book package*. (R package version 2.13.).
- Rocchini, D., Hortal, J., Lengyel, S., Lobo, J. M., Jiménez-Valverde, A., Ricotta, C., Bacaro, G., & Chiarucci, A. (2011). Accounting for uncertainty when mapping species distributions: The need for maps of ignorance. *Progress in Physical Geography: Earth and Environment*, 35(2), 211–226. <https://doi.org/10.1177/0309133311399491>
- Rodríguez-Flores, J., Monzón-Muñoz, M. V., Diéguez- Fernández, L., Yax-Caxaj, P. M., & Iannacone, J. (2018). CULÍCIDOS DE RELEVANCIA MÉDICO-VETERINARIO DE JUTIAPA, GUATEMALA: 2009-2017. *Biotempo*, 15(1), 49–57. <https://doi.org/10.31381/biotempo.v15i1.1695>
- Rogers, D. J., Wilson, A. J., Hay, S. I., & Graham, A. J. (2006). *The Global Distribution of Yellow Fever and Dengue* (pp. 181–220). [https://doi.org/10.1016/S0065-308X\(05\)62006-4](https://doi.org/10.1016/S0065-308X(05)62006-4)
- Sanabria, E., Rodríguez, N., Samudio, M., Martínez, N., Torales, M., & Aguayo, N. (2017). Criaderos de *Aedes aegypti* en la ciudad de Asunción, Paraguay durante los años 2011-2014. *Revista de Salud Pública Del Paraguay*, 7(1). [http://scielo.iics.una.py/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S2307-33492017000100033](http://scielo.iics.una.py/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2307-33492017000100033)
- Servicio Nacional de Erradicación de la Malaria. (1975). *Memoria Anual 1974*.
- Simmons, C. P., Farrar, J. J., van Vinh Chau, N., & Wills, B. (2012). Dengue. *New England Journal of Medicine*, 366(15), 1423–1432. <https://doi.org/10.1056/NEJMra1110265>
- Sistema de Información Gerencial en Salud. (2021). *Casos de dengue por centro de salud*. Guatemala, Ministerio de Salud Pública y Asistencia Social. <http://sigsa.mspas.gob.gt/component/jdownloads/category/14-sigsa-web?Itemid=-1>
- Soto López, J. D. (2019). Relación espacial entre *Aedes aegypti* (Linnaeus, 1762) y la enfermedad de dengue en Guatemala. *Revista Científica de La Facultad de Ciencias Químicas y Farmacia*, 29(2).
- Stein, M., Ludueña-Almeida, F., Willener, J. A., & Almirón, W. R. (2011). Classification of immature mosquito species according to characteristics of the larval habitat in the subtropical province of

- Chaco, Argentina. *Memórias Do Instituto Oswaldo Cruz*, 106(4), 400–407.  
<https://doi.org/10.1590/S0074-02762011000400004>
- Stein, M., Oria, G. I., & Almirón, W. R. (2002). Principales criaderos para *Aedes aegypti* y culícidos asociados, Argentina. *Revista de Saúde Pública*, 36(5), 627–630. <https://doi.org/10.1590/S0034-89102002000600013>
- Stockwell, D. (1999). The GARP modelling system: problems and solutions to automated spatial prediction. *International Journal of Geographical Information Science*, 13(2), 143–158.  
<https://doi.org/10.1080/136588199241391>
- ter Braak, C. J. F., & Etienne, R. S. (2003). Improved Bayesian analysis of metapopulation data with an application to a tree frog metapopulation. *Ecology*, 84, 231–241.
- Thiberville, S.-D., Moyen, N., Dupuis-Maguiraga, L., Nougairede, A., Gould, E. A., Roques, P., & de Lamballerie, X. (2013). Chikungunya fever: Epidemiology, clinical syndrome, pathogenesis and therapy. *Antiviral Research*, 99(3), 345–370. <https://doi.org/10.1016/j.antiviral.2013.06.009>
- Thomas, H. W. (1910). The sanitary conditions and diseases prevailing in Manaus. *Ann. Trop. Med. Parasit.*, 4, 7–55.
- van Gils, J. A., Schenk, I. W., Bos, O., & Piersma, T. (2003). Incompletely Informed Shorebirds That Face a Digestive Constraint Maximize Net Energy Gain When Exploiting Patches. *The American Naturalist*, 161(5), 777–793. <https://doi.org/10.1086/374205>
- van Rossum, G., & Drake, F. L. (2009). *Python3*. CreateSpace.
- Vehtari, A., Simpson, D., Gelman, A., Yao, Y., & Gabry, J. (2015). *Pareto Smoothed Importance Sampling*.
- Venables, W. N., & Ripley, B. D. (2002). *Modern Applied Statistics with S*. Springer New York.  
<https://doi.org/10.1007/978-0-387-21706-2>
- Vezzani, D., Rubio, A., Velázquez, S. M., Schweigmann, N., & Wiegand, T. (2005). Detailed assessment of microhabitat suitability for *Aedes aegypti* (Diptera: Culicidae) in Buenos Aires, Argentina. *Acta Tropica*, 95(2), 123–131. <https://doi.org/10.1016/j.actatropica.2005.03.010>
- Villatoro, G. R. (2006). *Historia del Dengue en Guatemala*. Editorial Universidad de San Carlos de Guatemala.
- Watanabe, S. (2010). *Asymptotic Equivalence of Bayes Cross Validation and Widely Applicable Information Criterion in Singular Learning Theory*.
- Williams, P. J., & Hooten, M. B. (2016). Combining statistical inference and decisions in ecology. *Ecological Applications*, 26(6), 1930–1942. <https://doi.org/10.1890/15-1593.1>
- World Health Organization. (2017). Dengue y dengue grave. *Centro de Prensa: Nota Descriptiva*. <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs117/es/>

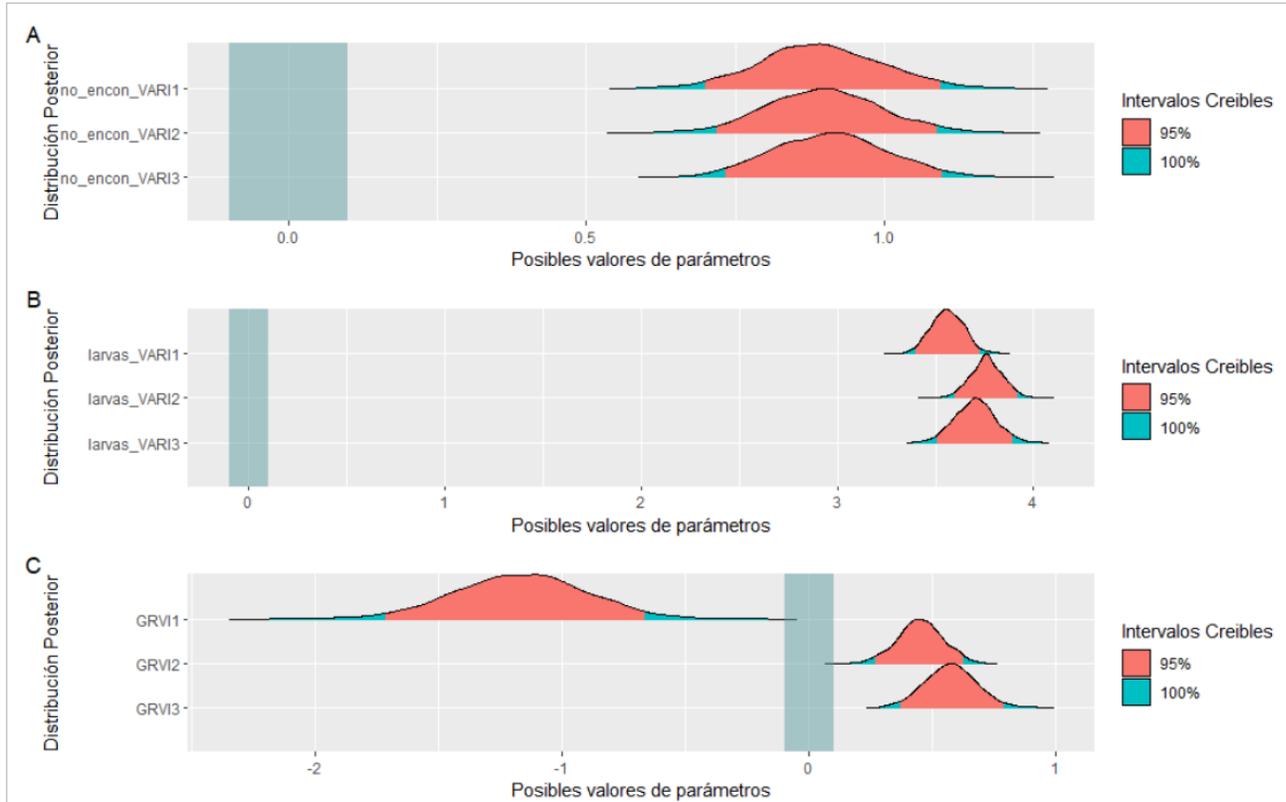
## 14 Apéndice



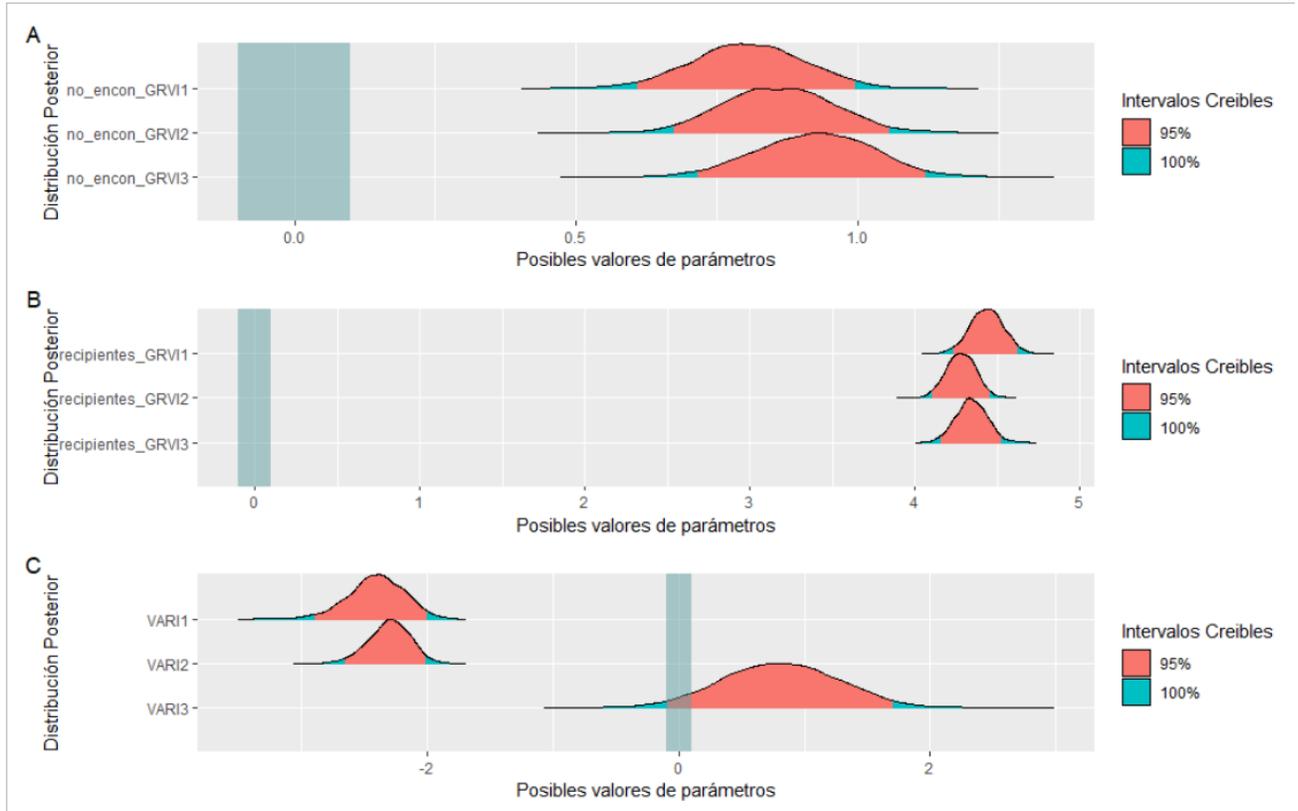
**Figura 12.** Probabilidad de dirección (pd), de las variables A: “no encontrar larvas”, B: “número de larvas” y C: “GRVI”, evaluada en el modelo tres de larvas. 1 = Escasa vegetación, 2: Vegetación media, 3: Abundante vegetación.



**Figura 13.** Probabilidad de dirección (pd), de las variables A: “no encontrar recipientes”, B: “número de recipientes” y C: “VARI”, evaluada en el modelo tres de larvas. 1 = Escasa vegetación, 2: Vegetación media, 3: Abundante vegetación.



**Figura 14.** Región de equivalencia práctica (ROPE), de las variables A: “no encontrar larvas”, B: “número de larvas” y C: “GRVI”, evaluada en el modelo tres de larvas. 1 = Escasa vegetación, 2: Vegetación media, 3: Abundante vegetación.



**Figura 15.** Región de equivalencia práctica (ROPE), de las variables A: “no encontrar recipientes”, B: “número de recipientes” y C: “VARI”, evaluada en el modelo tres de recipientes. 1 = Escaza vegetación, 2: Vegetación media, 3: Abundante vegetación.

```

> lda.fit
Call:
lda(HS ~ log(Larvas) + log(Hue) + Recipientes, data = train)

Prior probabilities of groups:
      0      1
0.5357143 0.4642857

Group means:
  log(Larvas) log(Hue) Recipientes
0    3.193719 4.746992    1.933333
1    3.371651 3.889775    1.615385

Coefficients of linear discriminants:
              LD1
log(Larvas)  0.4993888
log(Hue)    -0.8179844
Recipientes -0.5410805

> table(lda.pred$class, test$HS, dnn = c("Clase real", "Clase predicha"))
      Clase predicha
Clase real 0 1
          0 1 6
          1 0 0

> paste("Error de entrenamiento = ", trainig_error, "%")
"Error de entrenamiento = 54.2857142857143 %"

> sum(lda.pred$posterior[,1] >=.5)
7
> sum(lda.pred$posterior[,1] <=.5)
0
> sum(lda.pred$posterior[,1] >=.99)
0
> sum(lda.pred$posterior[,1] <=.99)
7

```

**Figura 16.** Código para el ajuste del modelo lineal discriminante

## 15 Aspectos éticos y legales

No se requirieron permisos específicos para estas actividades y los lugares investigados no están protegidos. Este estudio no involucró especies protegidas o en peligro de extinción. El protocolo de estudio fue cuidadosamente explicado a los jefes y habitantes de cada hogar en el cual fue colocadas las ovitrampas para obtener su consentimiento informado oral. Fue solicitada la inscripción del investigador principal en el Consejo Nacional de Áreas Protegidas, por lo que fue realizado este procedimiento al inicio del proyecto.

## 16 Vinculación

A pesar de no contemplar la vinculación con instituciones de ninguna índole, existió apoyo a nuestro proyecto por parte del Programa de Enfermedades Transmitidas por Vectores de Santa Elena Petén del Ministerio de Salud Pública y Asistencia Social durante los muestreos realizados a lo largo del año.

## 17 Estrategia de difusión, divulgación y protección intelectual

Los resultados se presentaron en los siguientes medios:

Se presentó un artículo científico en la revista de Ciencia y Tecnología de la DIGI.

Se realizó un seminario presentando el proyecto y los resultados principales en el área de Parasitología de la Facultad de Farmacia de la Universidad de Salamanca.

Se presentó un poster científico en las redes sociales del Centro Universitario de Zacapa.

## 18 Aporte de la propuesta de investigación a los ODS:

La investigación propuesta cumple con el Objetivo de Desarrollo Sostenible (ODS) número tres Salud y Bienestar: “Garantizar una vida sana y promover el bienestar en todas las edades es esencial para el desarrollo sostenible”

El establecer la dinámica de resiliencia de las densidades de culícidos transmisores de arbovirus, permite al país mejorar las estrategias y logística del control de los vectores y a su vez la transmisión de los virus asociados a estos, aportando así instrumentos para alcanzar las metas 3.1, 3.2, 3.3 y 3.d del ODS , disminuyendo la tasa de mortalidad materna y mortalidad infantil de niños menores de cinco años, para el 2030, reforzando la capacidad del país (país en desarrollo), en materia de alerta temprana y gestión de riesgos para la salud.

# Informe final proyecto de investigación 2022

Dirección General de Investigación –DIGI-

## 19 Orden de pago final (incluir únicamente al personal con contrato vigente)

Nombres y apellidos	Categoría (investigador /auxiliar)	Registro de personal	Procede pago de mes (Sí / No)	Firma

## 20 Declaración del Coordinador(a) del proyecto de investigación

El Coordinador de proyecto de investigación con base en el *Reglamento para el desarrollo de los proyectos de investigación financiados por medio del Fondo de Investigación*, artículos 13 y 20, deja constancia que el personal contratado para el proyecto de investigación que coordina ha cumplido a satisfacción con la entrega de informes individuales por lo que es procedente hacer efectivo el pago correspondiente.

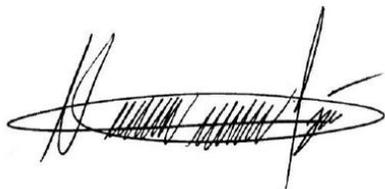
<b>Julio David Soto López / Coordinador del proyecto de investigación</b>	 <b>Firma</b>
Fecha: 22/02/2023	

# Informe final proyecto de investigación 2022

Dirección General de Investigación –DIGI-

## 21 Aval del Director(a) del instituto, centro o departamento de investigación o Coordinador de investigación del centro regional universitario

De conformidad con el artículo 13 y 19 del *Reglamento para el desarrollo de los proyectos de investigación financiados por medio del Fondo de Investigación* otorgo el aval al presente informe de las actividades realizadas en el proyecto “Relación entre la resiliencia en la densidad *Aedes aegypti* Linnaeus, 1762 y *Aedes albopictus*, Skuse 1895 con terrenos deshabitados con cobertura vegetal” en mi calidad de Director del Centro de Investigación, mismo que ha sido revisado y cumple su ejecución de acuerdo a lo planificado.

<b>Vo.Bo. Dr. Manuel Alejandro Barrios Izás / Director del Centro de Investigación del CUNZAC</b>	 <b>Firma</b>
Fecha: 22/02/2023	

## 22 Visado de la Dirección General de Investigación

<b>Vo.Bo. Ing. Agr. MARN Julio Rufino Salazar / Coordinada del Programa Universitario de Investigación en Ciencias Básicas</b>	 <b>Firma</b> Ing. MARN Julio Rufino Salazar Pérez Coordinadora General de Programas de Investigación, Digi-Usac
Fecha: 22/02/2023	

<b>Vo.Bo. Ing. Agr. MARN Julio Rufino Salazar / Coordinadora General de Programas Universitarios de Investigación</b>	 <b>Firma</b> Ing. MARN Julio Rufino Salazar Pérez Coordinadora General de Programas de Investigación, Digi-Usac
Fecha: 22/02/2023	