

***Epidemiología panorámica aplicada a la estratificación de riesgo de infestación domiciliar de *Triatoma infestans*, principal vector de la enfermedad de Chagas en Argentina***

**Por Biól. Gustavo Leonhard**

Presentado ante la Facultad de Matemática, Astronomía y Física y el Instituto de Altos Estudios Espaciales Mario Gulich como parte de los requerimientos para la obtención del grado de

**Magister En Aplicaciones Espaciales De Alerta Y Respuesta Temprana A Emergencias**

**Universidad Nacional de Córdoba**

Diciembre, 2016

©IG - CONAE/UNC 2016

© FaMAF - UNC 2016

**Directora: Dra. Cynthia Spillmann**

Programa Nacional de Chagas, Ministerio de Salud de la Nación, Argentina

**Codirectora: Dra. Ximena Porcasi**

Instituto de Altos Estudios Espaciales “Mario Gulich” –UNC- CONAE



Epidemiología panorámica aplicada a la estratificación de riesgo de infestación domiciliar de *Triatoma infestans*, principal vector de la enfermedad de Chagas en Argentina por Gustavo Leonhard se distribuye bajo una [Licencia Creative Commons Atribución-CompartirIgual 2.5 Argentina](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/2.5/argentina/).



## ***Agradecimientos***

Al Ministerio de Salud de la Nación, en especial a Delmi Canale y a Cynthia Spillman quienes me dieron la oportunidad de realizar esta maestría que cambió el rumbo de mi vida.

A la Universidad Nacional de Córdoba, que me formó como Biólogo y ahora como Magister, y a la CONAE, por darme las herramientas para poder seguir desarrollándome como profesional y como persona.

Al tribunal, Soledad Santilli, Camilo Rotela y Gustavo Sibona por su tiempo, trabajo y buena disposición.

A mi directora y codirectora Cynthia Spillmann y Ximena Porcasi, por ayudarme en la realización de esta tesis y estar siempre dispuestas a dar lo mejor de ellas.

Agradezco a toda la gente que forma parte del Instituto Gulich, por haberme hecho sentir en casa. A los profes de la Maestría, Marcelo, Gabriel, Mario, Xime, Cami, Caro y a todos los que, directa e indirectamente, me ayudaron un montón y de quienes aprendí tanto en lo laboral como lo personal.

Gracias a los MAEARTES de la camada anterior y la posterior por todos los buenos momentos que compartimos dentro, pero principalmente fuera del Gulich.

A mi familia, mis viejos, mis hermanos y mis sobrinos, por el apoyo incondicional que me dieron y me siguen dando y por el cual estaré por siempre agradecido.

A Andrea, que como siempre dije es lo mejor que me dio la maestría, el amor de mi vida y la razón para levantarme con una sonrisa todos los días.

A Poe y Scarlett por darme su compañía y solo pedir mimos a cambio.

A los LEONES, por compartir durante los años de cursada y de ahí hasta siempre, sus conocimientos, dudas existenciales, alegrías, cervezas, y por sobre todo su amistad.

Y por último a los amigos de toda la vida porque sin ustedes (para bien o para mal) no sería la persona que soy hoy.



## Contenido

---

Índice de figuras .....	7
Índice de tablas.....	11
Resumen .....	12
Abstract .....	13
Capítulo 1: Introducción, objetivos y área de estudio.....	14
1.1 Introducción .....	14
1.2 Antecedentes .....	17
1.3 Objetivos .....	21
1.3.1 Objetivo principal.....	21
1.3.2 Objetivos secundarios.....	21
1.4 Área de Estudio .....	21
1.4.1 Caracterización Ambiental.....	22
1.4.1.1 Geología e hidrología .....	22
1.4.1.2 Clima .....	23
1.4.1.3 Vegetación .....	23
1.4.1.4 Población, actividades económicas y uso del suelo .....	24
1.4.1.5 Validación del modelo .....	25
Capítulo 2: Obtención de datos epidemiológicos y generación de variables espaciales ....	25
2.1 Introducción .....	25
2.2 Materiales y Métodos.....	27
2.2.1 Variables a nivel Vivienda .....	29
2.2.2 Variables a nivel Localidad.....	36
2.2.3 Archivos Vectoriales.....	39
Capítulo 3: Obtención de información satelital a través del procesamiento de imágenes satelitales.....	40
3.1 Introducción .....	40

3.2 Materiales y Métodos.....	41
3. 2. 1 Imágenes y productos satelitales.....	41
3. 2. 2 Índice Normalizado de Vegetación .....	42
3. 2. 3 Temperatura superficial - LST .....	43
3. 2. 4 Variables satelitales .....	43
3. 2. 4 Serie temporal NDVI y modificación en la cobertura vegetal.....	51
3. 2. 4 Clasificación no supervisada ISODATA.....	56
Capítulo 4: Análisis de datos y generación de modelos de riesgo .....	62
4.1 Resultados.....	62
4.1.1 Infestación a nivel de localidad:.....	62
4.1.1.1 Análisis Univariado.....	62
4.1.1.2 Análisis multivariado.....	65
4.1.1.3 Obtención de riesgo estratificado por árbol de decisión .....	69
4.1.2 Infestación a nivel de vivienda.....	73
4.1.2.1 Análisis multivariado.....	73
4.2. Validación de los modelos de riesgo .....	78
4.2.1 Modelos a nivel localidad .....	78
4.2.2 Modelos a nivel Vivienda .....	83
Capítulo 5: Discusión y Conclusiones .....	89
5.1 Discusión .....	89
5.2 Conclusiones .....	94
Capítulo 6: Sugerencias y proyecciones .....	96
6.1 Sugerencias .....	96
6.2 Proyecciones .....	97
Referencias Bibliográficas.....	98



# Índice de figuras

---

Figura 1: Distribución de los triatominos americanos haciendo hincapié en <i>T. infestans</i> , principal vector del cono sur. (Vector Control Initiatives, 2010).....	14
Figura 2: Diagrama general del funcionamiento del sistema de servidores de mapas proveniente del Manual Chagas del Ministerio de Salud de la Nación versión 17.....	17
Figura 3: Localización del área de estudio sobre un recorte de una imagen de Google Earth Plus en la región norte de la provincia de La Rioja, Argentina.....	21
Figura 4: Se observa la distancia de cada vivienda a la red vial más próxima. Los colores indican proximidad siendo el rojo más cercano y el azul más lejano.....	29
Figura 5: Se observa la distancia de cada vivienda a la vivienda más próxima. Los colores indican proximidad siendo el rojo más cercano y el azul más lejano.....	30
Figura 6: Se observa la distancia de cada vivienda a la vivienda infestada más cercana. Los colores indican proximidad siendo el rojo más cercano y el azul más lejano.....	31
Figura 7: Situación de las viviendas de cada localidad generada con la variable Vivienda infestada sugerida, discriminando en color rojo presencia o color verde ausencia de triatomo. De carecer dicho dato la vivienda es representada con color blanco.....	32
Figura 8: Situación de las viviendas de cada localidad generada con la variable infestación real, discriminando si la vivienda está infestada (color rojo) o no (color verde), o si se carecía de dicho dato (color blanco).....	33
Figura 9: Se observa la capacidad de cada vivienda de ser colonizable (poseer al menos techo o paredes apta para ser colonizadas por el triatomo).....	34
Figura 10: Se observa la distancia promedio por localidad de cada vivienda a la red vial más cercana.....	35
Figura 11: Se muestra el porcentaje de Infestación real a nivel de localidad del área de estudio.....	36

Figura 12: Se muestra el porcentaje de Infestación sugerido a nivel de localidad.....	37
Figura 13: Se observa la media del Índice Normalizado de Vegetación de 3 años del productos MODIS mod13q1 de la zona de estudio. Los valores muy bajos son cercanos a 0 mientras que los muy altos corresponden a valores cercanos a 1. Se puede apreciar que la mayoría de estos últimos corresponden a cultivos y se ubican en la periferia de las ciudades.....	43
Figura 14: Se observa la temperatura media promedio de los meses de invierno de una serie temporal de 3 años de LST de productos MODIS para la zona de estudio.....	44
Figura 15: Se observa la temperatura media promedio de los meses correspondientes al otoño de una serie temporal de 3 años de LST de productos MODIS para la zona de estudio .....	45
Figura 16: Se observa la temperatura media promedio de los meses de primavera de una serie temporal de 3 años de LST de productos MODIS para la zona de estudio .....	46
Figura 17: Se observa la temperatura media promedio de los meses de verano de una serie temporal de 3 años de LST de productos MODIS para la zona de estudio .....	47
Figura 18: Se observa la temperatura media anual de los últimos 50 años obtenida de Worldclim. ....	48
Figura 19: Se observa la precipitación media anual de los últimos 50 años obtenida de Worldclim. ....	49
Figura 20: Se observa la altura de la superficie del área de estudio a través de un DEM. ..	50
Figura 21: Grafico de Boxplot de NDVI de las localidades Aminga y Alpasinche a lo largo de un año. Se observa que su variación siguen los patrones normales estacionales.....	52
Figura 22: Gráfico de Boxplot de las localidades Bañados de pantano y Arauco cuya variación anual de NDVI no sigue los patrones estacionales .....	53
Figura 23: Se observa la cantidad de valores positivos por localidad de la zona de estudio, los cuales representan un aumento en la cobertura vegetal.....	54

Figura 24: Se observa la cantidad de valores negativos por localidad de la zona de estudio que representan una disminución en la cobertura vegetal .....	55
Figura 25: Clasificación no supervisada de la zona de estudio de la provincia de La Rioja. 56	
Figura 26: Clasificación no supervisada de una localidad para la asociación entre el estado de las viviendas y las clases de la clasificación ISODATA.....	57
Figura 27: Se observa la clase 14 (izquierda) y la clase 17 (derecha) con las casas infestadas (Rojas) y no infestadas (Verdes) dentro de cada una .....	60
Figura 28: Grafico de dispersión de puntos entre variable de infestación real e infestación sugerida .....	62
Figura 29: Grafico de dispersión de puntos entre la variable NDVI y la infestación sugerida .....	63
Figura 30: Grafico de dispersión de puntos entre la variable distancia de casa a red vial y de infestación real .....	63
Figura 31: Grafico de dispersión de puntos entre variable de infestación real y el riesgo real obtenido .....	65
Figura 32: Grafico de dispersión de puntos entre variable de infestación sugerida y el riesgo sugerido obtenido.....	66
Figura 33: Mapa de riesgo de infestación generado con el modelo de análisis multivariado para la variable infestación real a nivel de localidad. ....	67
Figura 34: Mapa de riesgo de infestación generado con el modelo de análisis multivariado para la variable infestación sugerida a nivel de localidad.....	67
Figura 35: Árbol de decisiones generado para la variable sugerida .....	69
Figura 36: Mapa de riesgo de infestación generado con el árbol de decisiones para la variable infestación sugerida a nivel de localidad.....	70
Figura 37: Mapa de riesgo de infestación generado con el árbol de decisiones para la variable infestación real a nivel de localidad. ....	71

Figura 38: Mapa de riesgo de infestación a nivel de vivienda generado con el modelo de análisis multivariado para la variable infestación sugerida. ....	73
Figura 39: Mapa de riesgo de infestación a nivel de vivienda generado con el modelo de análisis multivariado para la variable infestación real. ....	74
Figura 40: Mapa de riesgo de infestación a nivel de vivienda generado con el modelo de árbol de decisiones para la variable infestación real. ....	75
Figura 41: Mapa de riesgo de infestación a nivel de vivienda generado con el modelo de árbol de decisiones para la variable infestación sugerida ....	76
Figura 42: Mapa de riesgo de infestación generado con el modelo de análisis multivariado para la variable infestación real a nivel de localidad para Catamarca. ....	78
Figura 43: Mapa de riesgo de infestación generado con el modelo de análisis multivariado para la variable infestación sugerida a nivel de localidad para Catamarca ....	79
Figura 44: Mapa de riesgo de infestación generado con el modelo de árbol de decisiones para la variable infestación sugerida a nivel de localidad para Catamarca ....	80
Figura 45: Mapa de riesgo de infestación generado con el modelo de árbol de decisiones para la variable infestación real a nivel de localidad para Catamarca. ....	81
Figura 46: Mapa de riesgo de infestación generado con el modelo de árbol de decisiones para la variable infestación sugerida a nivel de localidad para toda la zona de estudio.....	82
Figura 47: Mapa de distribución de viviendas de una localidad de Catamarca y su estado, infestada en rojo y no infestada en verde.....	83
Figura 48: Mapa de riesgo de infestación a nivel de vivienda generado con el modelo de análisis multivariado para la variable infestación sugerida ....	84
Figura 49: Mapa de riesgo de infestación a nivel de vivienda generado con el modelo de análisis multivariado para la variable infestación real ....	85
Figura 50: Mapa de riesgo de infestación a nivel de vivienda generado con el modelo de árbol de decisiones para la variable infestación sugerida. ....	86

Figura 51: Mapa de riesgo de infestación a nivel de vivienda generado con el modelo de árbol de decisiones para la variable infestación real. ....	87
--	----

## Índice de tablas

---

Tabla 1 : Ejemplo de variables filtradas y depuradas para su análisis a nivel de localidad .	26
Tabla 2 : de variables filtradas y depuradas para su análisis a nivel domiciliar .....	26
Tabla 3: Variables generadas a nivel vivienda para ser incorporadas en la generación del modelo de riesgo de infestación domiciliar .....	28
Tabla 4: Se observa la cantidad de casas representadas por puntos que se encuentran dentro de cada clase y el porcentaje total .....	58
Tabla 5: Se observa la Tabla 4 filtrada para realizar el análisis de probabilidades .....	59
Tabla 6: Variables elegidas automáticamente a nivel localidad y sus respectivos coeficientes.....	65
Tabla 7: Se observa la manera en que se generó el punto medio o umbral tomado como valor para la división de ramas del árbol de decisiones sugerida .....	68
Tabla 8: Ordenamiento de localidades según su nivel de riesgo sugerido.....	70
Tabla 9: Se observa la manera en que se generó el punto medio o umbral tomado como valor para la división de ramas del árbol de decisiones para la variable real.....	71
Tabla 10: Ordenamiento de localidades según su nivel de riesgo real .....	71
Tabla 11: Variables elegidas automáticamente a nivel vivienda y sus respectivos coeficientes.....	72

## Resumen

---

Los cambios e interacciones del medio ambiente tienen una fuerte influencia sobre diversas enfermedades que afectan al hombre y su desarrollo. La enfermedad de Chagas es una de las endemias más expandida en América Latina siendo *Triatoma infestans* la especie de mayor importancia debido a su asociación con el hombre y su entorno. El presente trabajo estuvo enfocado en el desarrollo de modelos de infestación de este insecto a nivel domiciliario y de localidad, utilizando información derivada de sensores remotos y técnicas de análisis espacial. El estudio fue llevado a cabo en 23 localidades de la provincia de La Rioja (Argentina), y validado en 5 localidades de Catamarca. Se analizaron las relaciones entre la presencia del insecto en el domicilio (Real) o la presunta presencia (Sugerida) y variables ambientales, climáticas y de análisis espacial a través de regresiones múltiples, análisis univariados y multivariados. Mediante la integración de datos de acciones de control, características ambientales y de análisis espaciales fue posible generar los modelos estadísticos de infestación a diferentes niveles de desagregación y validarlo con datos oficiales del Ministerio de Salud de la Nación. Los resultados muestran el potencial de las nuevas tecnologías para la estratificación del riesgo de infestación doméstica por *T. infestans*, generando información de gran utilidad para los programas de control vectorial de la enfermedad de Chagas. Se espera que el modelo desarrollado en este trabajo pueda ser integrado con el sistema de servidores de mapas de Chagas desarrollados por la CONAE y el Ministerio de Salud de la Nación para el desarrollo de futuras acciones de prevención y control.

## Abstract

---

Environmental changes and interactions have a strong influence on several diseases that affect human beings and their development. Chagas disease is one of the most widespread endemic disease in Latin America, being *Triatoma infestans* the most important specie due to their association with man and it's surroundings. This work was focused on developing infestation models of this insect at household and district level, based on information from remote sensing and spatial analysis. The study was conducted in 23 districts of La Rioja province (Arg), and validated in 5 of Catamarca (Prov). Relationships between the presence of insects at household (Real) or alleged presence (Suggested) with spatial analysis, environment and climatic conditions, was analyzed through multiple regression variables, univariate and multivariate analyzes. By integrating Govern data, control actions, environmental characteristics and spatial analysis it was possible to generate statistic models at different levels of infestation disaggregation. This was validated with official information from the National Ministry of Health. The results show the potential of new technologies on risk assessment stratification for domestic infestation by *T. infestans*, generating useful information for Chagas disease vector control programs. It is hoped that this work can be associated with the existing map server system developed by CONAE and the National Ministry of Health for future prevention and control actions.

# Capítulo 1: Introducción, objetivos y área de estudio

---

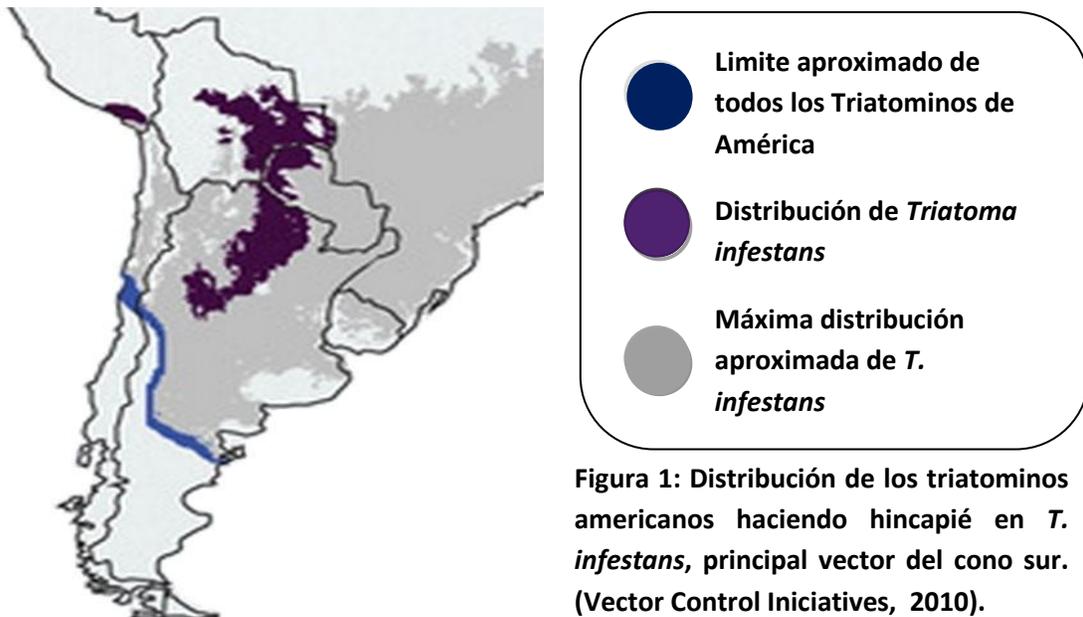
## 1.1 Introducción

Los cambios e interacciones del medio ambiente tienen una fuerte influencia sobre diversas enfermedades que afectan al hombre y su desarrollo lo que genera la necesidad de estudiar dichos factores ambientales. De lo anterior, surge el concepto de la epidemiología panorámica para la vigilancia de eventos sanitarios de este tipo. El estudio del entorno o paisaje que rodea al individuo, que puede enfermarse, implica distintos puntos de vista, componentes, factores y disciplinas para evaluarlos, dado que estos problemas son multifactoriales. Múltiples variables ambientales, incluidas biofísicas y sociales, constituyen una compleja red que puede determinar, entre varios parámetros, la capacidad de dispersión de una enfermedad transmitida por vectores (Tauil, 2001; Hales *et al.*, 2002), la distribución de los reservorios de agentes patógenos, y el agrupamiento de huéspedes susceptibles a infectarse (Ostfeld *et al.*, 2005).

El uso de Sistemas de Información Geográfica (SIG) en conjunción a la capacidad de identificar y medir diferentes variables ambientales desde el espacio mediante el uso de tecnología satelital, brinda a la epidemiología panorámica, herramientas para generar modelos que describan el hábitat de propagación de insectos o animales transmisores de enfermedades endémicas a diferentes escalas espaciales (Kalluri *et al.*, 2007). Un modelo es un logro provisorio en la construcción del conocimiento, es una representación simplificada de una realidad, que da sentido a ésta realidad y permite entonces comprenderla. Los modelos dinámicos describen de manera explícita tanto los procesos biológicos que involucran la dinámica poblacional de vectores y de los potenciales infectados (humanos y animales), así como el propio proceso de transmisión del parásito. Dichos modelos suelen ser matemáticamente complejos y por ello, costosos, principalmente en la adquisición de los datos necesarios para ajustar los parámetros del

modelo. Una alternativa válida para la reducción de dichos costos en el desarrollo de estos modelos de análisis de riesgo es la utilización de modelos estadísticos.

La enfermedad de Chagas es una de las endemias más expandida en América Latina y, según la Organización Mundial de la Salud (OMS), es uno de los problemas de salud pública más graves del continente. Desde 1990 se ha logrado un importante éxito en el control del parásito y del vector en Latinoamérica (Schofield *et al.*, 2006; WHO, 2015). En los últimos 20 años, Iniciativas multinacionales lograron la reducción en la transmisión por vectores domésticos así como también por transfusiones sanguíneas. La carga de la enfermedad de Chagas se ha reducido significativamente (de alrededor de 30 millones a 7-8 millones (Schofield *et al.* 2006, WHO, 2015). La enfermedad de Chagas es causada por el protozoo flagelado, *Trypanosoma cruzi*, que se transmite al ser humano y otros mamíferos principalmente a través de las deyecciones de insectos hemípteros hematófagos sobre su hospedador inmediatamente luego de la alimentación. En Argentina la especie domiciliar y de mayor importancia epidemiológica por ser el vector principal de *T. cruzi*, es *Triatoma infestans*, con amplia distribución en gran parte del Cono Sur, desde Argentina y Chile hasta el noreste de Brasil y sur de Perú (Fig.1)



Esta especie se encuentra principalmente colonizando el intradomicilio y sus anexos peridomésticos, aunque también se encuentran con focos silvestres en Bolivia, Argentina (región del Gran Chaco), Paraguay y Chile (Noireau *et al.* 2005, Schofield *et al.* 2006, Noireau 2009, Rolon *et al.* 2011). El éxito de este insecto en la conquista del hábitat humano es en función de su habilidad para explotar eficientemente los recursos disponibles en estos ambientes.

La distribución de la enfermedad no es uniforme en el país, estudios previos del Programa Nacional de Chagas (PNCh) evidencian diferencias territoriales en la situación de la problemática de esta enfermedad. Para la planificación de los servicios sanitarios es fundamental conocer cómo se distribuye esta enfermedad a nivel del territorio nacional y cuál es el riesgo que tiene cada localidad, con el fin de valorar las necesidades para el control, la atención y planificación de acuerdo a las necesidades locales (OPS 2009, 2004). En ese sentido, dimensionar y demostrar precisamente el riesgo (probabilidad de ocurrencia de un evento no deseable (Silva, 1990), en este caso la adquisición de la enfermedad), es fundamental para la sostenibilidad de los programas de control. A su vez, es necesario definir actividades de vigilancia y control para cada tipo de transmisión que sean aceptables por las autoridades locales y, al mismo tiempo, que sean técnicamente aceptables. Antes que se pueda proponer cualquier modelo de operación para la vigilancia de la enfermedad de Chagas, hay que tener en cuenta que su factibilidad depende primariamente del reconocimiento de la relevancia del riesgo (Silveira, 2003).

## 1.2 Antecedentes

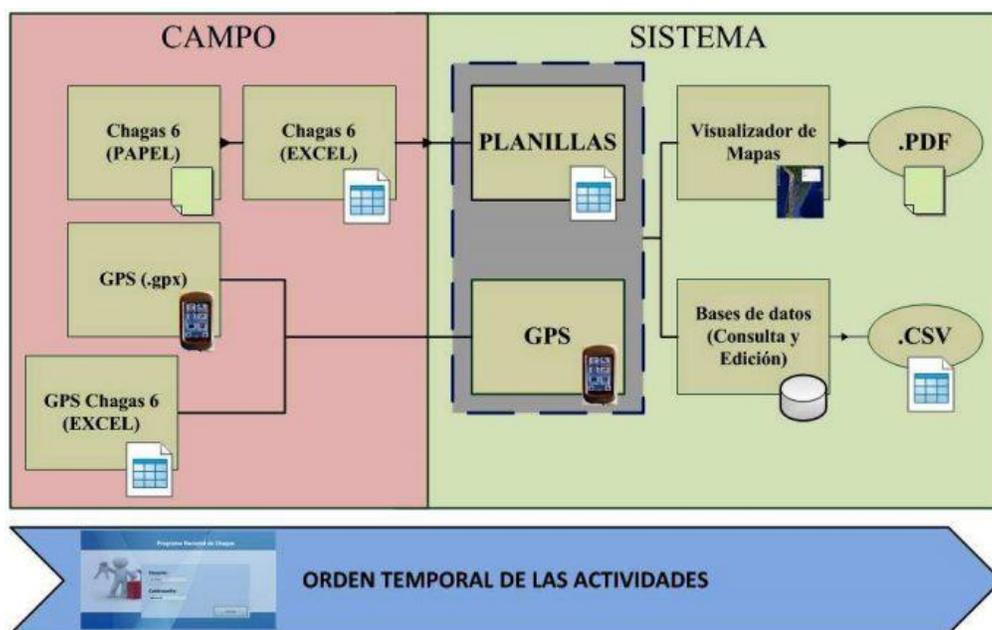
A mediados de mayo de 2014 se presentó un modelo de riesgo estadístico generalizado multinivel para la estratificación del riesgo de adquirir la infección por *T. cruzi*, en una escala de distribución geográfica definida y/o por estratos de población. Este modelo fue desarrollado en el marco de un proyecto multicéntrico entre el Programa Nacional de Chagas dependiente del Ministerio de Salud de la Nación, el Instituto Nacional de Parasitología Dr. Mario Fatała Chabén (INP) que pertenece al ANLIS (Administración Nacional de Laboratorios e Institutos de Salud), la Comisión Nacional de Actividades Espaciales (CONAE), la Universidad Nacional de Buenos Aires y la Provincia de Misiones, y coordinado por el Centro Nacional de Diagnósticos e Investigación de endemo- epidemias (CeNDIE). Las necesidades del modelo fueron abordadas en consenso entre todas estas instituciones, lo que se traduce en un trabajo colaborativo y multidisciplinario de alcance nacional (Estudios Multicéntricos, 2013).

Entre las conclusiones obtenidas del desarrollo del modelo, se encontró que, como era de esperar, no existía una sola variable que tuviera elevada asociación con la adquisición de la infección de la enfermedad de Chagas, si no que para definir el riesgo son necesarios la unión de diferentes factores. El modelo estadístico generado aunque es una aproximación parcial, predice el riesgo a nivel localidad e incluye 5 variables tanto ambientales y vectoriales, como serológicas. También, confirma lo mencionado con anterioridad acerca de la variación espacial de los niveles de riesgo en las diferentes provincias donde se implementó.

Este modelo, plantea ser incorporado al sistema de servidores de mapas de Chagas, cuya versión inicial ya corre en los servidores de CONAE.

Dicho sistema, es una herramienta diseñada por la CONAE según los requerimientos del Programa Nacional de Chagas con la finalidad de estandarizar la captura, el almacenamiento y el procesamiento de datos de los programas provinciales de

Chagas. Esta estandarización facilita la generación de productos extrapolables a todo el territorio Argentino y ayuda a enfocar los esfuerzos para el control vectorial, mejorando de esta manera, la eficacia y la eficiencia del mismo.



**Figura 2: Diagrama general del funcionamiento del sistema de servidores de mapas proveniente del Manual Chagas del Ministerio de Salud de la Nación versión 17**

La utilización de este sistema puede dividirse en distintas etapas tal como se observa en la figura 2: En la primera etapa, el efector de cada provincia carga los datos de orden entomológico-epidemiológico (manualmente en primera instancia y luego se transferida a formato digital) y, paralelamente, la localización geo-referencia de la vivienda. En la segunda etapa, se produce la fusión de ambos datos y se genera una base de datos geo-referenciada de las viviendas en formato base de datos (dbf). La tercera etapa es la generación y visualización de mapas, a través de un servidor de mapas (GeoExplorer) y la exportación de la base de datos a formato de valores separados por coma (csv) para su utilización en múltiples plataformas GIS.

Entre las variables que se cargan en el sistema se incluyen:

- Provincia, departamento, municipio (o comuna) y localidad
- Nombre y tipo de efector del programa, así como la fecha de recolección del dato
- Zona a la que pertenece la vivienda (Rural o Urbana)
- Número de vivienda, DNI y Nombre del propietario u ocupante de la misma.
- Coordenadas geográficas de la ubicación de la vivienda (latitud/longitud y datum WGS 84).

Para la evaluación entomológica se completan las siguientes variables:

- Estado de la vivienda (evaluada, evaluada y rociada, cerrada, renuente y deshabitada)
- Número de *T. infestans* por hora/hombre y discriminadas según su etapa de ciclo de vida (ninfa o adulto) y su ubicación en la vivienda (Peridomicilio o intradomicilio).
- Presencia de otra especie de triatomino
- Tipo y cantidad de insecticida utilizado

Variables sociales y de interés:

- Habitantes totales de la vivienda, aclarando la presencia de niños de 0 a 4 años y entre 5 y 14 años.
- Vivienda con pared o techo colonizable por *T. infestans*.
- Animales domiciliarios (perros, gatos, gallinas y cabras entre otros) y, en caso de habitar en el peridomicilio, el tamaño y tipo de estructura que lo contiene.

Variables relativas a la infección:

- Número de insectos evaluados
- Cantidad de triatominos positivos y negativos y su ubicación en la vivienda (Intradomicilio o peridomicilio)

Es importante que el número identificador de vivienda sea único, ya que va a estar asociado a la coordenada de geo-referenciación. También, que los campos de variables que lo permitan (Categóricas) contengan respuestas estandarizadas para que la comparaciones entre ellos sean válidas.

La incorporación del modelo de riesgo de infestación por *T. infestans* propuesto como uno de los objetivos de esta tesis, en conjunto con el modelo de riesgo del multicentrico, permitirá ampliar los productos que el sistema de servidores actualmente ofrece a los usuarios finales, que son efectores de los programas nacionales y provinciales de Chagas.

Para la concepción y adopción de un modelo efectivo, y que pueda sustentarse en el tiempo, algunas condiciones deben de ser imprescindiblemente consideradas en la vigilancia entomológica de la enfermedad de Chagas (Silveira, 2003). Variables entomológicas (infestación, tratamiento químico), demográficas (números de habitantes por municipio, número de viviendas, otras) y ambientales (micro ambientales como tipo de vivienda, localización urbana o rural (Silveira & Costa, 2000) y macro ambientales como bioclimáticas (Porcasi *et.al.*, 2006), elevación, índice de diferencias de vegetación normalizado (NDVI) (Gorla, 2002), porcentaje de tierra degradadas y desforestadas), pueden ser necesarias para el desarrollo de dicho modelo.

## 1.3 Objetivos

### 1.3.1 Objetivo principal

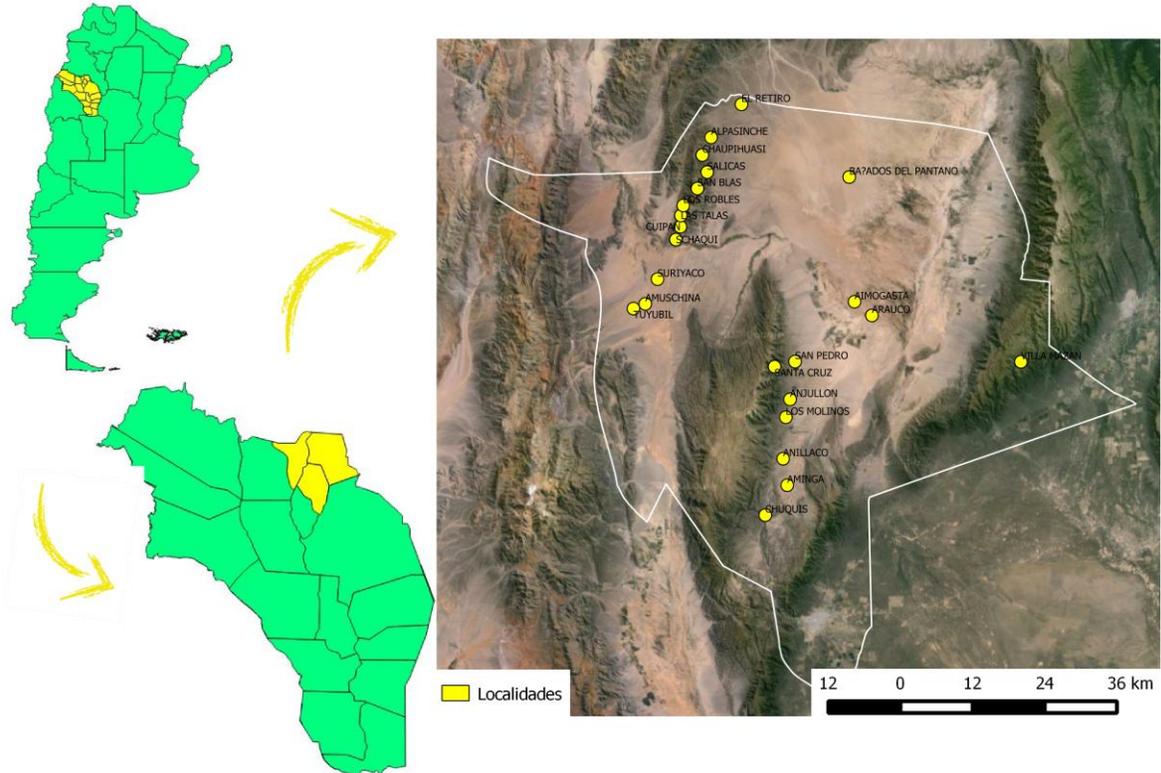
Integración de variables ambientales, espaciales y sociales a través de la epidemiología panorámica para la estratificación del riesgo de infestación domiciliar de *T. infestans*, a distintas escalas de distribución geográfica definidas y/o por estratos poblacionales.

### 1.3.2 Objetivos secundarios

- Desarrollar un mapa de riesgo de la situación epidemiológica en relación al riesgo de la infestación domiciliar por parte de *T. infestans* para cada localidad dentro de la zona donde se va a desarrollar el modelo.
- Elaborar un mapa de riesgo de infestación doméstica a partir de la situación epidemiológica y de los factores ambientales del área de estudio.
- Extrapolar los resultados obtenidos en las áreas definidas en el proyecto a zonas geográficamente similares con el fin de validarlos a diferentes escalas espaciales.

## 1.4 Área de Estudio

Si bien se planea la aplicación del modelo en todo el territorio Argentino, el modelo se realizó en la provincia de La Rioja (Específicamente en los departamentos: San Blas de los Sauces, Arauco y Castro Barros) debido a la disponibilidad de datos georeferenciados y la presencia de *T. infestans* en dichos departamentos. Ésta provincia se localiza en la región centro-oeste del país entre los 27° 56' y 31° 57' Latitud Sur y los 69° 25' y 65° 20' Longitud Oeste (Fig. 3), y cubre una superficie de 89.680 Km<sup>2</sup> y según datos del último censo nacional, posee 333.642 de habitantes. (INDEC, 2010).



**Figura 3: Localización del área de estudio sobre un recorte de una imagen de Google Earth Plus en la región norte de la provincia de La Rioja, Argentina.**

## **1.4.1 Caracterización Ambiental**

### **1.4.1.1 Geología e hidrología**

El territorio de la provincia de La Rioja se encuentra inmerso dentro de 2 regiones geográficas, una porción en la región Andina que representa un 25% aproximadamente del área provincial y el 75 % restante dentro de la región geográfica denominada Sierras Pampeanas. El sur presenta un relieve bajo, dominado por la sierras, rodeadas de planicies semidesérticas. El sudeste de la provincia es la zona más baja y allí se encuentra la penillanura llamada Los Llanos de La Rioja y en los límites la depresión del desierto de las Salinas Grandes. El centro de la provincia cuenta con dos formaciones importantes, la Sierra de Velasco, donde se emplaza la capital de la provincia y la Sierra de Famatina. La primera de estas, se bifurca en dos formando un valle donde se encuentran pueblos

relativamente importantes, como Aimogasta, Anillaco y Aminga. En su extremo noroeste, la sierra deja lugar a un estrecho valle, ocupado por una serie de pequeños pueblos, el más importante de los cuales es Salicas. Al este de la Sierra de Velasco se encuentra una amplia llanura semidesértica, casi deshabitada.

La provincia de La Rioja no cuenta con lagos ni grandes ríos. Las precipitaciones son muy escasas, por lo que estos en su gran mayoría pequeños ríos formados por aguas de deshielo. Los ríos de la provincia aportan caudales muy variables, y la mayor parte de ellos, con la excepción del río Vinchina, forman parte de una gran cuenca endorreica, que incluye además a la mayor parte de la provincia de Catamarca, parte del norte y noroeste de la provincia de San Luis, el extremo oriental de la provincia de San Juan, y el extremo oeste y noroeste de la provincia de Córdoba.

### **1.4.1.2 Clima**

El clima en la mayor parte del territorio es semiárido continental y árido de montaña, con escasa humedad, debido a que los vientos húmedos provienen del anticiclón del atlántico sur y cuando llegan a esta provincia lo hacen con poca humedad. En las zonas bajas los veranos son muy calurosos y los inviernos son cortos, con moderadas temperaturas. Las precipitaciones no superan los 400 mm anuales, con excepción de algunos parajes montañosos, donde son algo más importantes.

Los inviernos son suaves y secos, con temperaturas medias por encima de los 10 °C y escasas lluvias, así como una alta oscilación diaria. Los veranos son lluviosos y extremadamente cálidos con temperaturas máximas promedio de 35,3 °C con mínimas promedio de 25 °C y máximas absolutas en torno a los 43 °C (Romero y Pereyra, 2012)

### **1.4.1.3 Vegetación**

La vegetación natural dominante es xerófila, arbustiva achaparrada, con escasas formaciones arbóreas. En la zona montañosa del noroeste, debido a la altura, la escasez de agua, el clima riguroso y los suelos poco fértiles, sólo crecen algunas plantas herbáceas. En los bolsones de las sierras, en el centro de la provincia, se desarrollan arbustos

xerófilos y árboles duros que forman bosques ralos, característicos del monte argentino. Entre estos se encuentran talas, breas, pichanas, variedad de cactáceas y espinillos. También son frecuentes los bosques de chañares y cardones de gran tamaño. En la zona sudeste, de suelos mayormente arenosos, crecen pastos duros y resistentes. En los suelos salinos, por su parte, se desarrollan el jume la sampa y el cachiuyo (Cabrera, 1976).

#### **1.4.1.4 Población, actividades económicas y uso del suelo**

La población se encuentra distribuida desigualmente en el territorio provincial, el departamento Capital cuenta con más de la mitad de la población mientras que el resto se encuentra dividido entre los otros 17 departamentos que la conforman. Según el censo de 2010, el 86,48 % de la población habita en zonas urbanas, mientras que el 13,52% restante lo hace en zonas rurales (INDEC, 2010).

Debido al clima semiárido predominante, casi toda la actividad agrícola de la provincia de La Rioja depende del aporte de sus escasos y exigüos ríos, junto a los cuales se levantan todas sus poblaciones.

El principal cultivo es la vid. La superficie cultivada es de 8.483 hectáreas y la producción anual asciende a aproximadamente 120.000 toneladas (INTA, 2010). Casi toda la producción (90,50%) se destina a la elaboración de vinos, y una mínima cantidad a la elaboración de pasas. En menor proporción se cultivan el nogal, la oliva, la joboba, otras frutas y diversas hortalizas.

Los animales de cría son principalmente bovinos y caprinos. La cría de ganado bovinos tiene su mayor desarrollo en la región de los llanos. La cría de ganado caprino del cual se aprovecha la leche, la carne, el cuero y el pelo, tiene mucha importancia en la provincia, ya que esta se caracteriza por su natural adaptación a los climas rigurosos (Guevara *et al.* 2009)

En la provincia de La Rioja la minería, ha sido y es de gran importancia. En su territorio hay gran cantidad de rocas de aplicación, minerales no metalíferos y metalíferos, destacándose las minas de oro y cobre (IADER, 2011).

### **1.4.1.5 Validación del modelo**

La provincia de Catamarca se localiza en la región centro-oeste del país y posee condiciones climáticas, geográficas e hidrológicas similares con la zona de estudio por lo que fue utilizada para la validación de los modelos generados. Dicha validación se realizó específicamente en los departamentos Tinogasta y Capayan ubicados en la región de las sierras pampeanas, ya que se contaban con los datos de las viviendas georeferenciadas y la presencia de *T. infestans*.

## **Capítulo 2: Obtención de datos epidemiológicos y generación de variables espaciales**

---

### **2.1 Introducción**

En la evaluación de riesgo de infestación domiciliar importan los indicadores entomológicos y condicionantes de naturaleza ambiental, lo que incluye características del ambiente natural, del ambiente natural modificado por la acción antrópica y de las características físicas de la habitación humana, las cuales son expresión de determinantes primariamente económicos, sociales y culturales. Además, entran en consideración elementos de carácter biológico, como la especie de vector o la oferta alimentaria existente en términos de calidad y cantidad (Silveira & Costa, 2000). A pesar de que las relaciones entre enfermedades y el clima son relativamente fuertes, otros factores ajenos al clima pueden tener un impacto muy significativo en la estacionalidad y severidad de los picos o manifestaciones de una enfermedad (WHO, 2002) como por ejemplo la vulnerabilidad de la población.

Son muchas las variables influyentes en el proceso de domiciliación de los vectores, el cual se considera un fenómeno dinámico y continuo que varía de una especie a otra de acuerdo a su grado de adaptación ecológica a ecótopos modificados por el

hombre. Este proceso influye directamente en el riesgo de transmisión vectorial de la Enfermedad de Chagas. La elección de aquellas variables de interés puede no obedecer a características particulares del área o del nivel de control alcanzado, y muy especialmente, del empleo pretendido para los datos. Por otra parte, entra en consideración la capacidad de producción de los datos y de análisis existente (Silveira, 2003).

El campo de la investigación desarrollado por las nuevas tecnologías de la información geográfica exige la disponibilidad de variables muy dispares, relativas a fenómenos físicos y humanos, espacialmente georreferenciadas. Sin embargo, no siempre es posible disponer de determinada información por los métodos habituales (Teledetección, GPS, etc.), lo que nos impone concebir procedimientos indirectos de cálculo a partir de modelos de carácter geoestadístico. Un interesante problema de predicción espacial es aquel que plantea la definición de variables socio-demográficas, tradicionalmente referidas a un nivel de agregación de carácter administrativo (municipios, secciones censales, etc.), en unidades espaciales más cercanas al individuo (tramas urbanas), de forma que la nueva distribución de la población en el espacio se ajuste más a la realidad (Cocero *et al.* 2006).

La selección de un conjunto de indicadores y sus niveles de desagregación, puede variar en función de la disponibilidad de sistemas de información, fuentes de datos, recursos, necesidades y prioridades específicas en cada región o país (Catford, 1983), con el fin de que los tomadores de decisiones puedan identificar y proponer políticas y acciones efectivas frente a esta problemática.

## 2.2 Materiales y Métodos

Antes de cualquier análisis, los datos se filtraron y limpiaron de manera que quedaron ordenados debidamente para su utilización. Se descartaron datos con departamentos o localidades erróneas, casas con números de identificación repetidos y otros datos dudosos. Luego se descartaron las columnas que identifican a las viviendas tales como: Número de vivienda y nombre y documento de identidad del habitante, ya que para el análisis estadístico no son necesarias y con el fin de conservar la privacidad de los datos personales. Lo mismo se hizo con las columnas: nombre y tipo de efector, y fecha de recolección y carga de los datos. Luego se procedió a generar 2 bases de datos con distinto nivel de agregación espacial (a nivel de localidad (Tabla 1) y a nivel de vivienda(Tabla 2)).

Nombre	NDVImedio	LSTmedia	Precipit	Dem	T°C m	Infest	Di. Red	Real	Sugerida
Aimogasta	0.259	290.46	320.19	1051.49	27.5	0.458	96.88	1.098	18.151
Alpasinche	0.301	288.19	377.28	850.59	24.6	0.125	12.28	1.213	17.881
Aminga	0.412	291.14	428.29	1201.29	23.5	0.108	61.2	1.026	18.099

**Tabla 1 : Ejemplo de variables filtradas y depuradas para su análisis a nivel de localidad.**

Identificacion	Estado	Prec. de Tri	Total Habib	T. de techo	T. de Pared	Zona	Localidad
21356	Eval/ tratad	1	4	0	0	Urbano	Alpasinche
21364	Cerrada	No Dato	0	1	1	Rural	Alpasinche
21379	Eval/ tratad	0	9	1	1	Rural	Arauco

**Tabla 2 : Ejemplo de variables filtradas y depuradas para su análisis a nivel domiciliar.**

De acuerdo a la bibliografía, los triatominos se dispersan tanto de manera pasiva como activa. La dispersión activa es el desplazamiento de los individuos por sus propios medios, ya sea caminando o volando. El movimiento activo ocurre principalmente dentro y entre las viviendas estando íntimamente asociado al proceso de reinfestación del domicilio luego de un rociado. Las estructuras peridomiciliares son consideradas como la principal causa de reinfestación de los domicilios (Cecere *et al.* 2004, Vazquez-Prokopec *et al.* 2004, Abrahan *et al.* 2011). Esto se debe a que albergan animales domésticos que favorecen el desarrollar altas densidades de triatominos y la eliminación de estos insectos se ve desfavorecida debido a que las características de las estructuras dificultan la aplicación homogénea del insecticida a la vez que lo deja expuesto a la degradación ambiental (Gorla *et al.* 2013).

La dispersión por vuelo recibió la mayor atención y es considerada la principal estrategia de recolonización de domicilios en *T. infestans* (Lehane *et al.* 1992, Gurevitz *et al.* 2006). Distintos estudios determinaron que las variables ambientales son algunos de los factores que modulan la iniciación del vuelo en *T. infestans* (Lehane y Scofield 1982, Lehane *et al.* 1992, McEwen *et al.* 1993, Vazquez-Prokopec *et al.* 2004, Gurevitz *et al.* 2006).

La dispersión pasiva se produce cuando la vinchuca o sus huevos son transportados de un lugar a otro gracias a un tercero (animal u hombre) y puede llegar a ser a través de grandes distancias, por ejemplo, *T. infestans* fue transportada por trabajadores a ciudades en la Patagonia a 300 km más al sur del límite de la distribución natural del insecto (Piccinali *et al.* 2010).

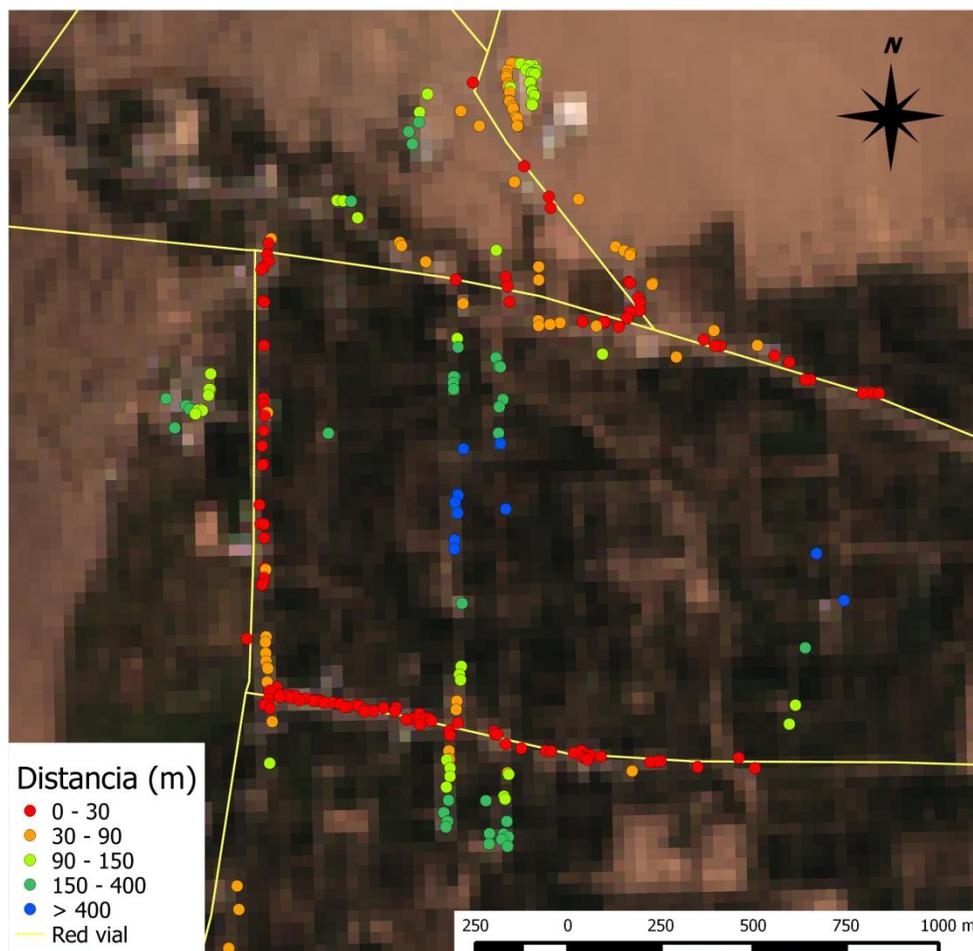
En consecuencia a lo descrito con anterioridad, se creyó importante, generar variables de distancias, tanto a nivel de vivienda (Tabla 3) como de localidad que estén relacionadas con las distintas formas de dispersión de los triatominos.

## 2.2.1 Variables a nivel Vivienda

Variable	Descripción
Distancia a la red vial más cercana	Distancia a la red vial más cercana se calcula como la distancia en metros de cada vivienda al camino más cercano que se encuentre en la red vial nacional obtenida por el IGN (Fig. 4).
Distancia al vecino más próximo	Distancia al vecino más próximo está definida como la distancia en metros de una vivienda a la vivienda más cercana (Fig. 5).
Distancia a la vivienda infestada más próxima	Distancia a la vivienda infestada más próxima se define como la distancia en metros de una vivienda a la vivienda infestada más cercana (Fig. 6).

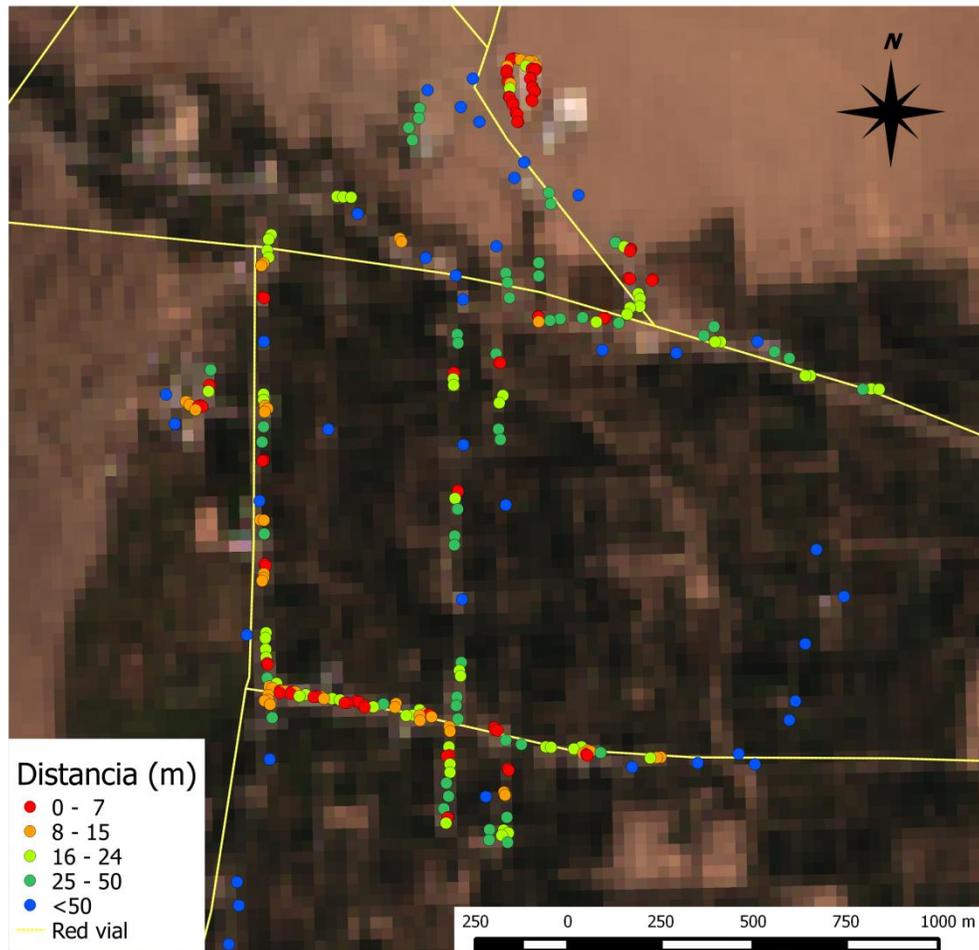
**Tabla 3: Variables generadas a nivel vivienda para ser incorporadas en la generación del modelo de riesgo de infestación domiciliar.**

## *Distancia a la red vial más cercana*



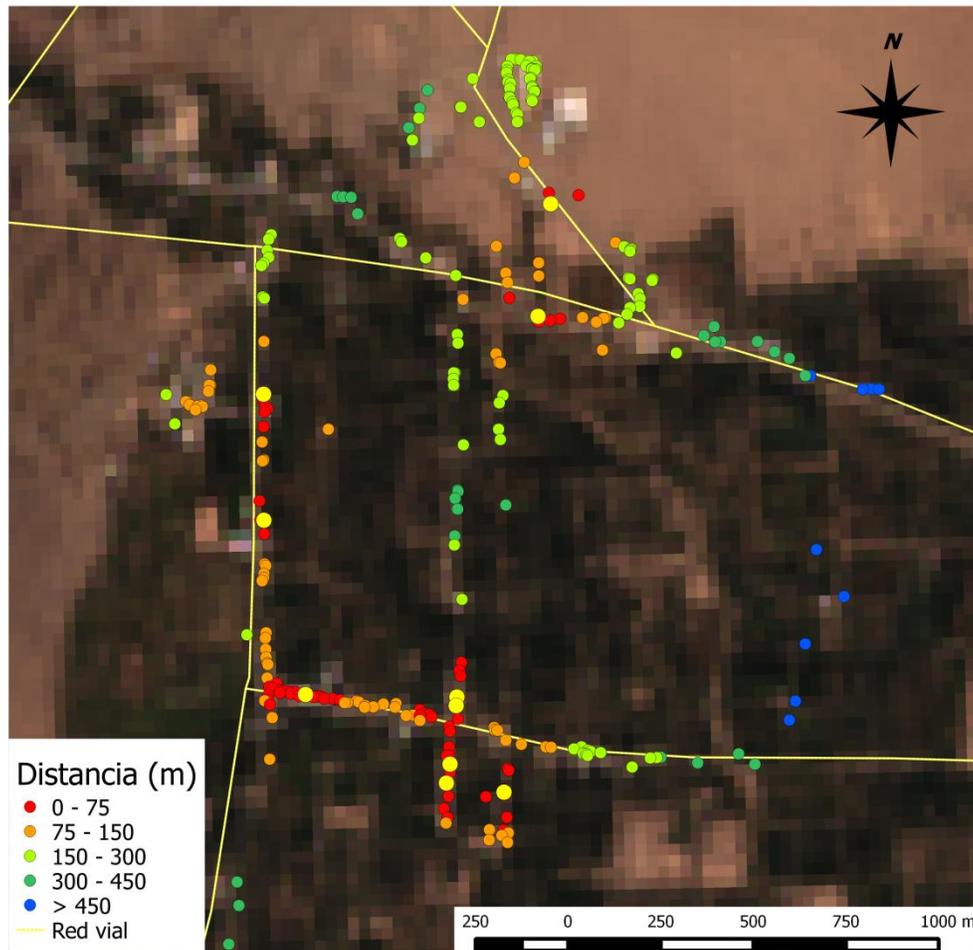
**Figura 4:** Se observa la distancia de cada vivienda a la red vial más próxima. Los colores indican proximidad siendo el rojo más cercano y el azul más lejano.

## *Distancia a la vivienda más cercana*



**Figura 5:** Se observa la distancia de cada vivienda a la vivienda más próxima. Los colores indican proximidad siendo el rojo más cercano y el azul más lejano.

## *Distancia a la vivienda infestada más próxima*



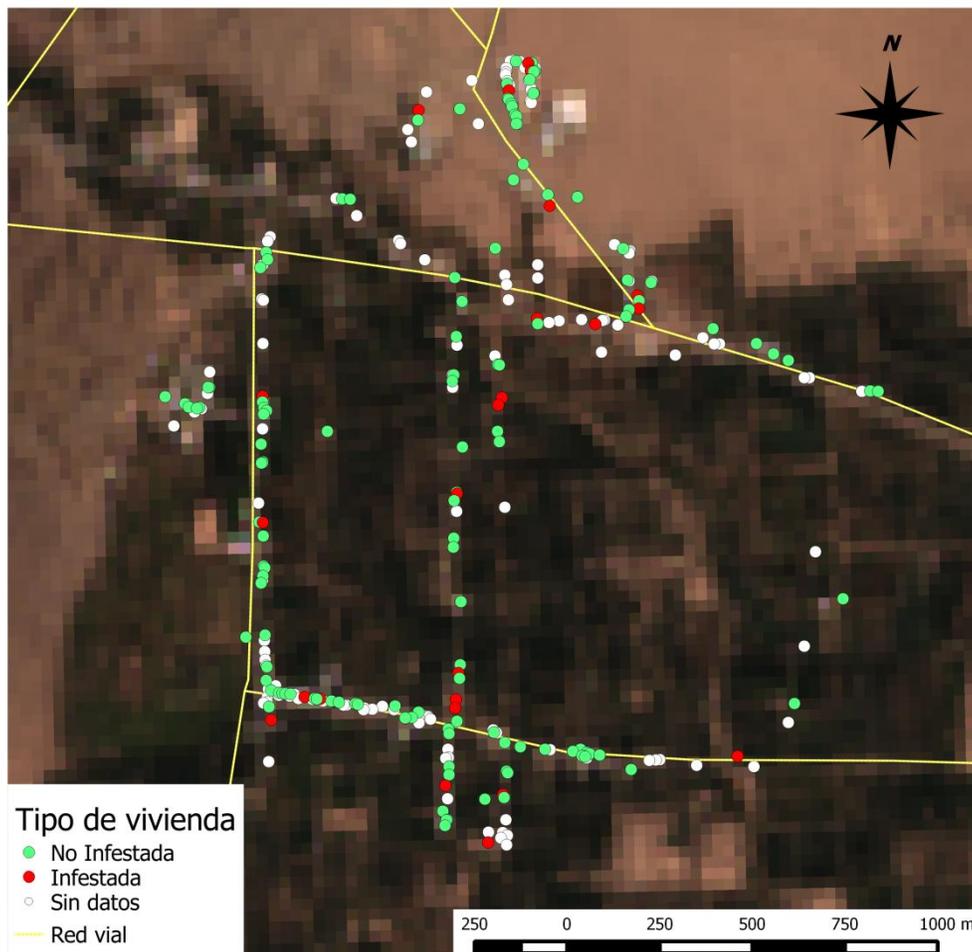
**Figura 6:** Se observa la distancia de cada vivienda a la vivienda infestada más cercana. Los colores indican proximidad siendo el rojo más cercano y el azul más lejano.

También se representaron las siguientes variables para su mejor interpretación:

- Vivienda infestada sugerida. Esta variable es una construcción artificial que surge de la sumatoria de las viviendas donde se registró presencia de *T. infestans* en el domicilio y/o peridomicilio, y viviendas que hayan sido rociadas por el efector

aunque no se haya registrado presencia de triatominos. Esta columna representa la presencia (1) y la ausencia (0) de los triatominos y fue generada con el fin de obtener un mayor número de viviendas infestadas que ayude en el análisis estadístico (Fig. 7).

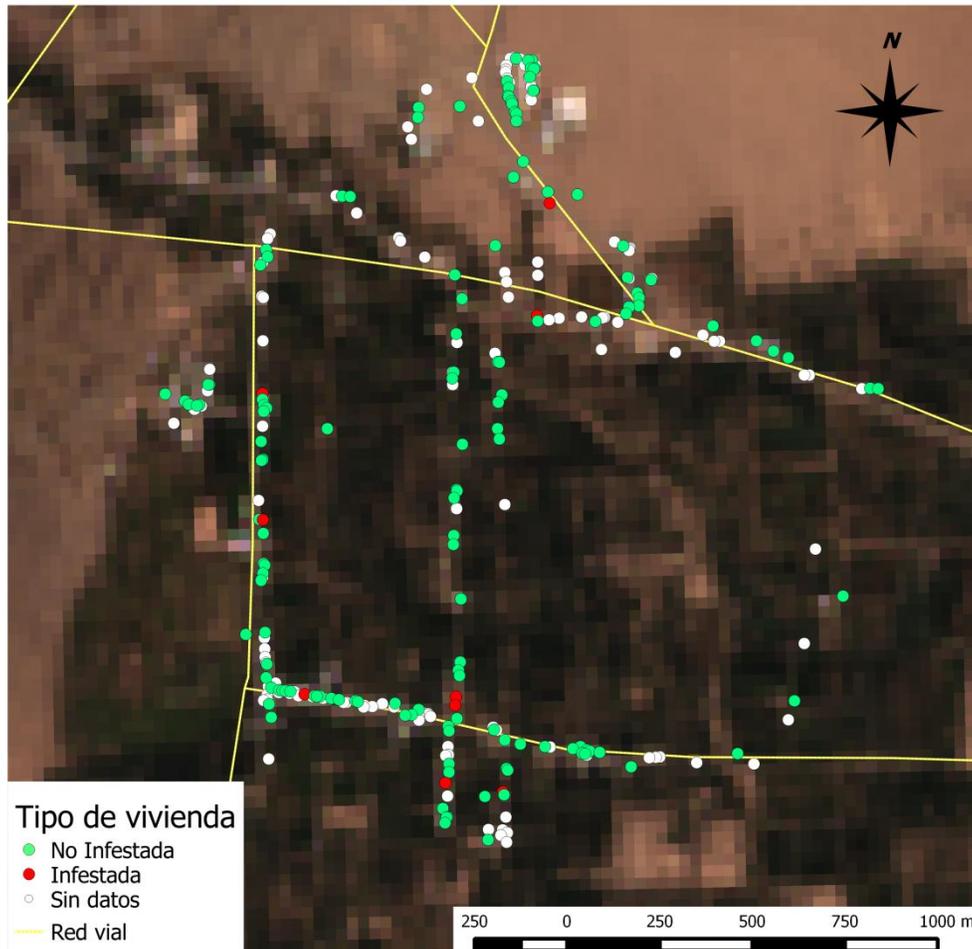
### *Viviendas infestadas- Variable construida*



**Figura 7: Situación de las viviendas de cada localidad generada con la variable Vivienda infestada sugerida, discriminando en color rojo presencia o color verde ausencia de triatomo. De carecer dicho dato la vivienda es representada con color blanco.**

- Vivienda infestada real, definida como vivienda habitada donde se encontró *T. infestans* en el domicilio y/o peridomicilio. Esta columna solo representa la presencia (1) y la ausencia (0) de los triatominos (Fig. 8).

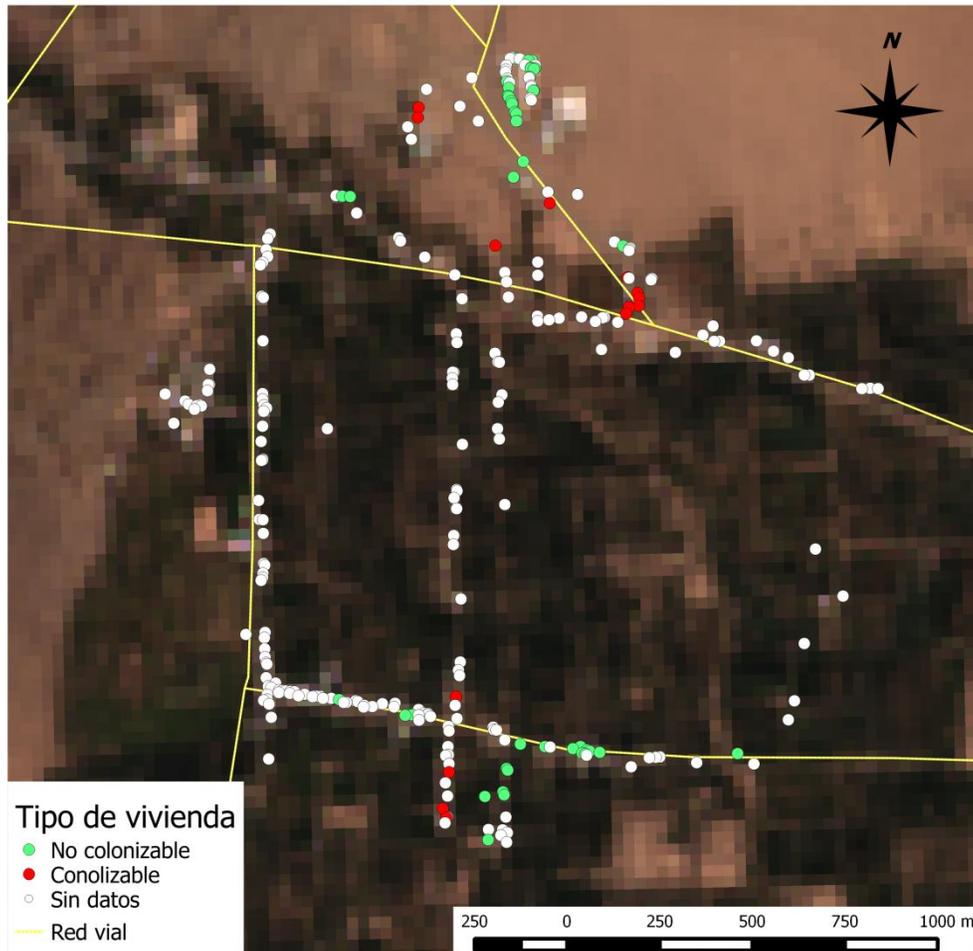
### *Viviendas infestadas- Variable real*



**Figura 8:** Situación de las viviendas de cada localidad generada con la variable infestación real, discriminando si la vivienda está infestada (color rojo) o no (color verde), o si se carecía de dicho dato (color blanco).

- Viviendas Colonizables, definida como una vivienda que presenta al menos un tipo de pared o techo apto para la colonización por parte de triatomino (Fig. 9). Esta variable también es dicotómica (Vivienda Colonizable = 1 o no Colonizable =0).

### *Viviendas Colonizable*



**Figura 9:** Se observa la condición de cada vivienda de ser colonizable (poseer al menos techo o paredes apta para ser colonizadas por el triatomino).

Para facilitar el procesamiento de algunas variables también se modificaron aquellas de presencia y ausencia (techo colonizable y pared colonizable) por valores 1 y 0. A su vez, se crearon 2 variables dicotómicas que representan a los animales dentro del

domicilio (presencia de perro o gato) y animales en el peridomicilio (presencia de gallinas y cabras). Las gallinas fueron incluidas como animales del peridomicilio, porque aunque suelen pasar parte del día dentro del domicilio, generalmente duermen en gallineros o árboles que se encuentran fuera del mismo.

## 2.2.2 Variables a nivel Localidad

- Distancia media a red vial, se calcula el promedio por localidad de distancia de cada casa a la red vial (del IGN) más cercana (Fig. 10).

### *Distancia a red vial*

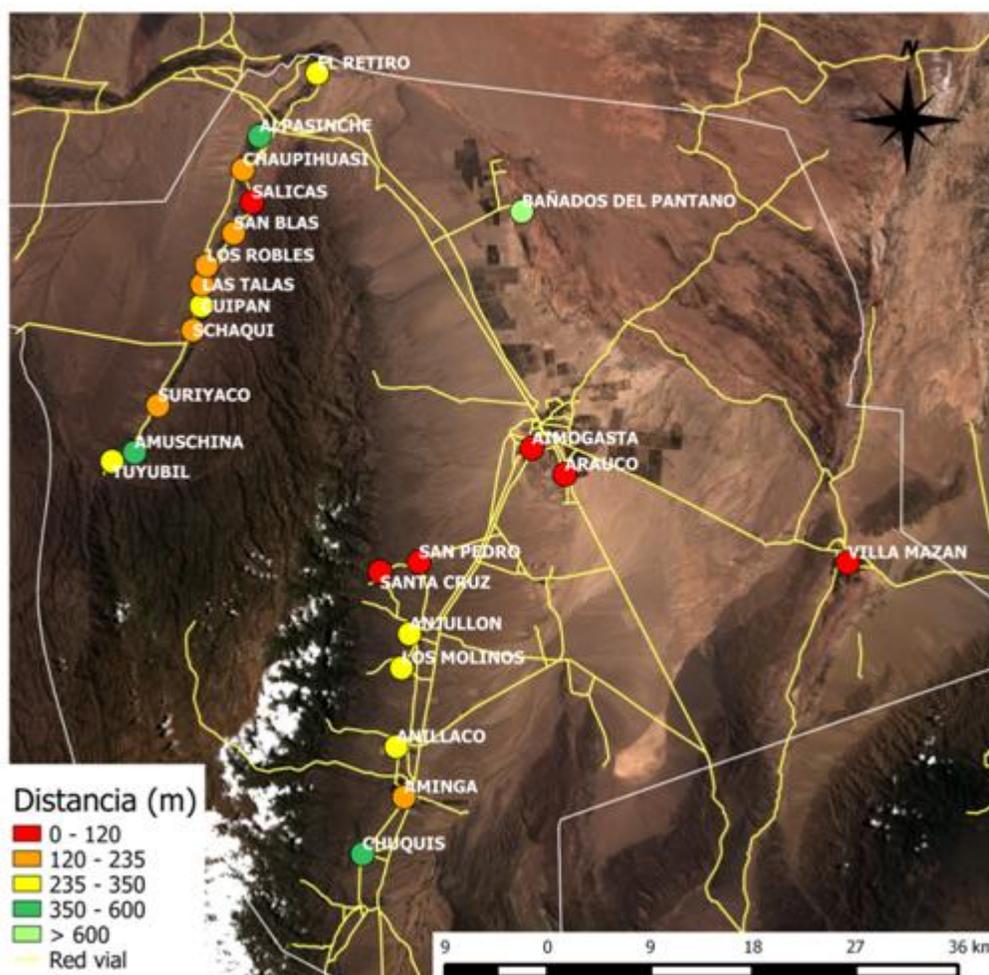
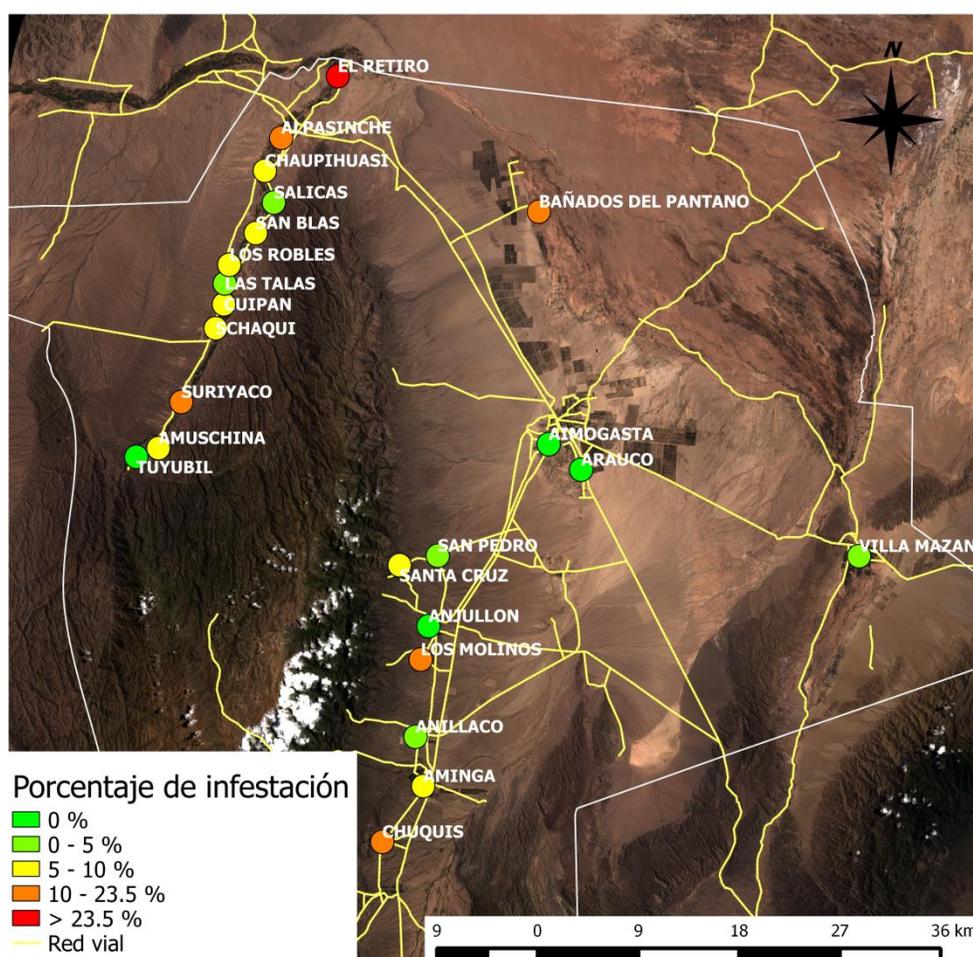


Figura 10: Se observa la distancia promedio por localidad de cada vivienda a la red vial más cercana.

Se generaron 2 variables para establecer el porcentaje de Infestación por localidad. La variable infestación por localidad real se calcula como la diferencia entre las casas infestadas confirmadas por la presencia del triatomino por localidad, sobre la cantidad de casas totales evaluadas por el efector (Fig.11). La variable infestación por localidad con variable sugerida es el cociente entre las casas infestadas de la variable sugerida de cada localidad, sobre la cantidad de casas totales evaluadas por el efector (Fig. 12).

### *Infestación por localidad - Variable real*



**Figura 11:** Se muestra el porcentaje de Infestación real a nivel de localidad del área de estudio.

## Infestación por localidad - Variable construida

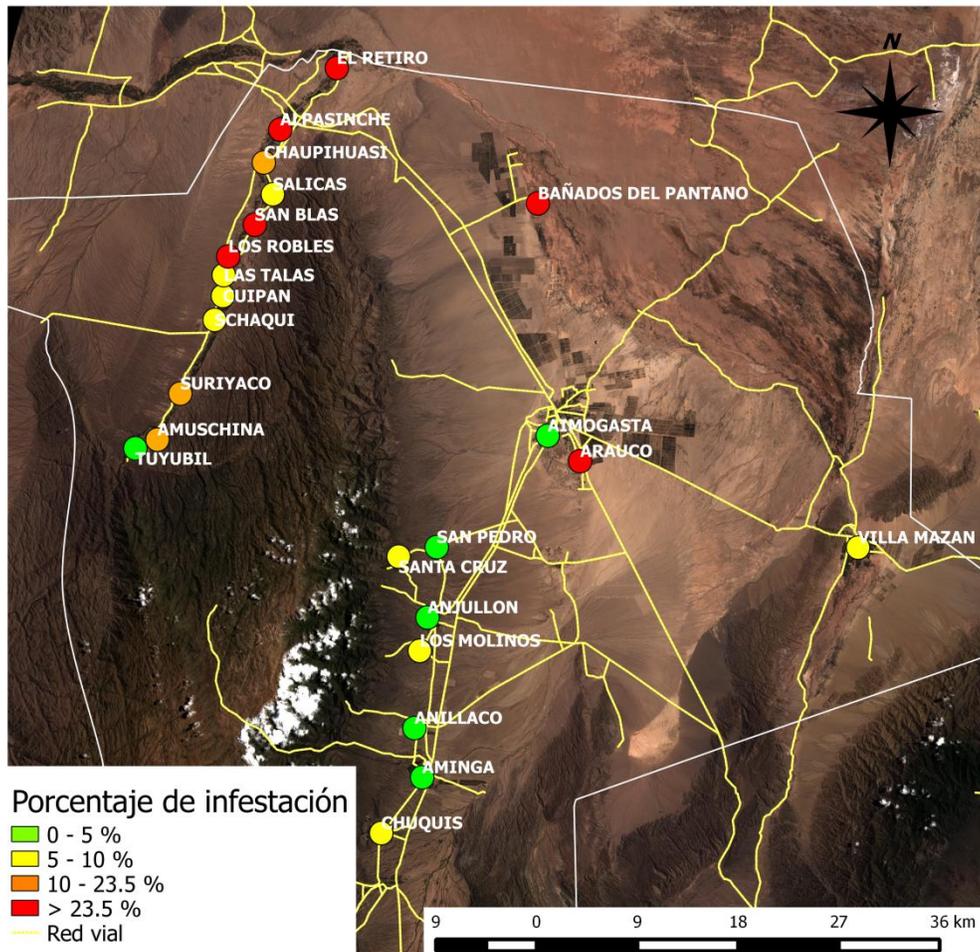


Figura 12: Se muestra el porcentaje de Infestación sugerido a nivel de localidad.

## 2.2.3 Archivos Vectoriales

En los datos vectoriales, el interés de las representaciones se centra en la precisión de la localización de los elementos geográficos sobre el espacio y donde los fenómenos a representar son discretos, es decir, de límites definidos. En los mapas almacenados en forma de Vector, cada característica geográfica puede ser representada por medio de puntos, líneas y/o polígonos los cuales están definidos por un par de coordenadas X e Y referenciadas en un sistema de proyección cartográfica determinado. Cada una de estas geometrías está vinculada a una fila en una base de datos que describe sus atributos, los cuales están almacenados en una base de datos “alfanumérica” independiente. La unión entre ambas bases de datos (la espacial y la descriptiva) se realiza a través de un identificador bi-unívoco de cada objeto geográfico.

Del Instituto Geográfico Nacional de la República Argentina se descargaron los siguientes archivos vectoriales en formato Shape (SIG 250 de resolución = 1:250.000):

- Departamentos de la provincia de La Rioja
- Red Vial Nacional
- Provincias de la Rep. Argentina
- Localizaciones de centros poblados

Los mismo se abrieron con el software Quantum GIS versión 2.0 DUF0UR de uso libre, y luego se proyectaron a WGS 84 / UTM zone 19S para poder realizar la estadísticas de distancias y la representación gráfica de las variables.

# Capítulo 3: Obtención de información satelital a través del procesamiento de imágenes satelitales

---

## 3.1 Introducción

Desde hace varias décadas, los satélites son una herramienta imprescindible a la hora de adquirir información remota de grandes áreas del terreno y de sus características. La forma de adquisición de esta información, se basa en la medición por parte de sensores de radiación electromagnética emitida, radiada o reflejada específicamente por cada objeto en la superficie de la Tierra (Hay, 2000).

Un criterio de importancia a la hora de elegir el tipo de imagen con la que se desea trabajar es la resolución de los datos obtenidos por el sensor. Dicha resolución debe aportar la información necesaria para el desarrollo de la investigación epidemiológica que se quiere estudiar. Hay 4 tipos de resoluciones a tener en cuenta (Chuvieco, 2002):

- Resolución espectral: corresponde con el ancho de las longitudes de onda que los sensores son capaces de captar, o sea, describe la capacidad del sensor para discriminar entre diferencias en la energía;
- Resolución radiométrica: es la sensibilidad de los sensores a la magnitud de radiación electromagnética y es definida por el número de bits usados para recoger los datos.
- Resolución espacial: Refiere al tamaño del objeto más pequeño que sea posible detectar. Se define como el área en la superficie de la Tierra contenida en un píxel de la imagen. Un píxel (picture element) es la menor unidad de la que está compuesta una imagen, representada por una matriz de píxeles;
- Resolución temporal: se refiere al período de tiempo entre dos observaciones de la misma área.

Estos cuatro aspectos de la resolución están íntimamente relacionados, a mayor resolución espacial, disminuye usualmente la temporal, y es previsible que se reduzca también la espectral y la radiométrica (Chuvienco,2002).

Una vez establecidas las escalas de trabajo y por ende las resoluciones espaciales requeridas, puede abordarse la elección del material que constituirá la base del estudio. Es conveniente considerar varios elementos como el tipo de sensor, las fechas de adquisición de las imágenes y el material auxiliar disponible.

Para poder realizar un estudio de la variación espacio-temporal de las condiciones ambientales y su posterior asociación con los indicadores de riesgo de Chagas, se generaron en total 10 variables, obtenidas a partir de series de imágenes y productos espaciales.

## **3.2 Materiales y Métodos**

### **3. 2. 1 Imágenes y productos satelitales**

Se descargaron el siguiente set de imágenes y productos para la elaboración de las variables ambientales para ser utilizadas para la generación del modelo predictivo. Los productos MODIS corresponden al periodo comprendido entre el 1 de enero de 2011 al 31 de diciembre de 2013 mientras que las imágenes Landsat-8 corresponden a cada estación del año 2013.

- Ocho imágenes Landsat-8, 4 imágenes de la Provincia de La Rioja (path=231 y row=80) y 4 de la Provincia de Catamarca (path=232 y row=79) de los meses enero, abril, julio y noviembre del año 2013 sin nubes en los sitios de interés. Las mismas poseen 30 metros de resolución espacial y 11 bandas de resolución espectral descargadas del sitio: <http://earthexplorer.usgs.gov/>
- Set de 69 productos MODIS mod13q1 (LPAAD-NASA) de NDVI, 250 metros de 16 días por mes de la zona de estudio (h12v11).

- Set de 36 productos MODIS mod11a2 (LPAAD-NASA) de LST, 250 metros de 8 días mensuales de la zona de estudio (h12v11).
- Modelo de elevación digital del área de estudio SRTM (Shuttle Radar Topography Mission) 30 metros. Variable de altura sobre el nivel del mar sensor SRTM.
- Variables bioclimáticas derivadas del WorldClim, que resumen información de ciclos de temperatura y de precipitación, anual, por temporada, etc. De 1 Km de resolución espacial. Estos valores medios, máximos, mínimos fueron descargados gratuitamente de <http://www.worldclim.org/> y son generados de series temporales de datos climáticos de los últimos 50 años.

Cada imagen fue proyectada a WGS 84 / UTM zona 19S y recortada mediante el software ENVI 4.8, para su posterior procesamiento. Para cada imagen o producto, el dato obtenido, surge como producto de realizar la media aritmética de un área buffer de 1 kilómetro de radio con centro al punto medio de cada localidad.

### 3. 2. 2 Índice Normalizado de Vegetación

Una masa vegetal en óptimas condiciones posee una firma espectral que se caracteriza por un claro contraste entre las bandas visibles, en especial la banda que corresponde al rojo (0.6 a 0.7  $\mu\text{m}$ ) y el infrarrojo cercano (0.7 a 1.1 $\mu\text{m}$ ). Esto es debido a que la mayor parte de la radiación solar recibida por la planta en el espectro del visible, es absorbida por los pigmentos de las hojas, mientras que éstos apenas afectan a la radiación recibida en el infrarrojo cercano, por lo que se presenta un alto contraste entre una baja reflectividad en el rojo y una alta reflectividad en el infrarrojo cercano. Este comportamiento permite separar con relativa facilidad, la vegetación sana de otras cubiertas. El Índice Normalizado de Vegetación (Jensen, 1986) o NDVI transforma datos multispectrales en una única banda o imagen única, según el siguiente algoritmo:

$$\text{NDVI} = \frac{\text{Infrarrojo Cercano} - \text{Rojo}}{\text{Infrarrojo Cercano} + \text{Rojo}}$$

Los valores resultantes del NDVI, como para el resto de los índices normalizados, varían entre -1 y +1, siendo mayor el vigor vegetal presente en la zona observada o en cada píxel, cuanto mayor sea el resultado obtenido del NDVI, permitiendo entre otras aplicaciones la identificación de áreas forestadas-deforestadas, la evaluación del estado de la vegetación y su grado de estrés, la separación entre distintos tipos de masas vegetales, el monitoreo de plagas y la evaluación de riesgos de incendio (Chuvieco, 2002).

### **3. 2. 3 Temperatura superficial - LST**

La temperatura de la superficie depende de las diferencias cuantificables entre la radiación emitida por los cuerpos y la emisión del Sol. Los productos de temperatura de superficie están basados en el principio de que la energía electromagnética emitida por los objetos está relacionada con su temperatura, longitud de onda y emisividad (ley de Planck), la que establece la relación para el poder de emisión espectral de cuerpo negro. La estimación de LST usando sensores remotos pasivos se consigue una vez que son separados dos tipos de datos recibidos por el sensor: la reflectancia de la superficie y la emisividad (Schmugge *et al*, 1998). Dentro del sensor multiespectral MODIS, el algoritmo de cálculo se basa en datos de las bandas 31 y 32 (10.8-11.3  $\mu\text{m}$  y 11.8-12.3  $\mu\text{m}$ , infra-rojo térmico) relacionadas principalmente a la emisividad de la Tierra.

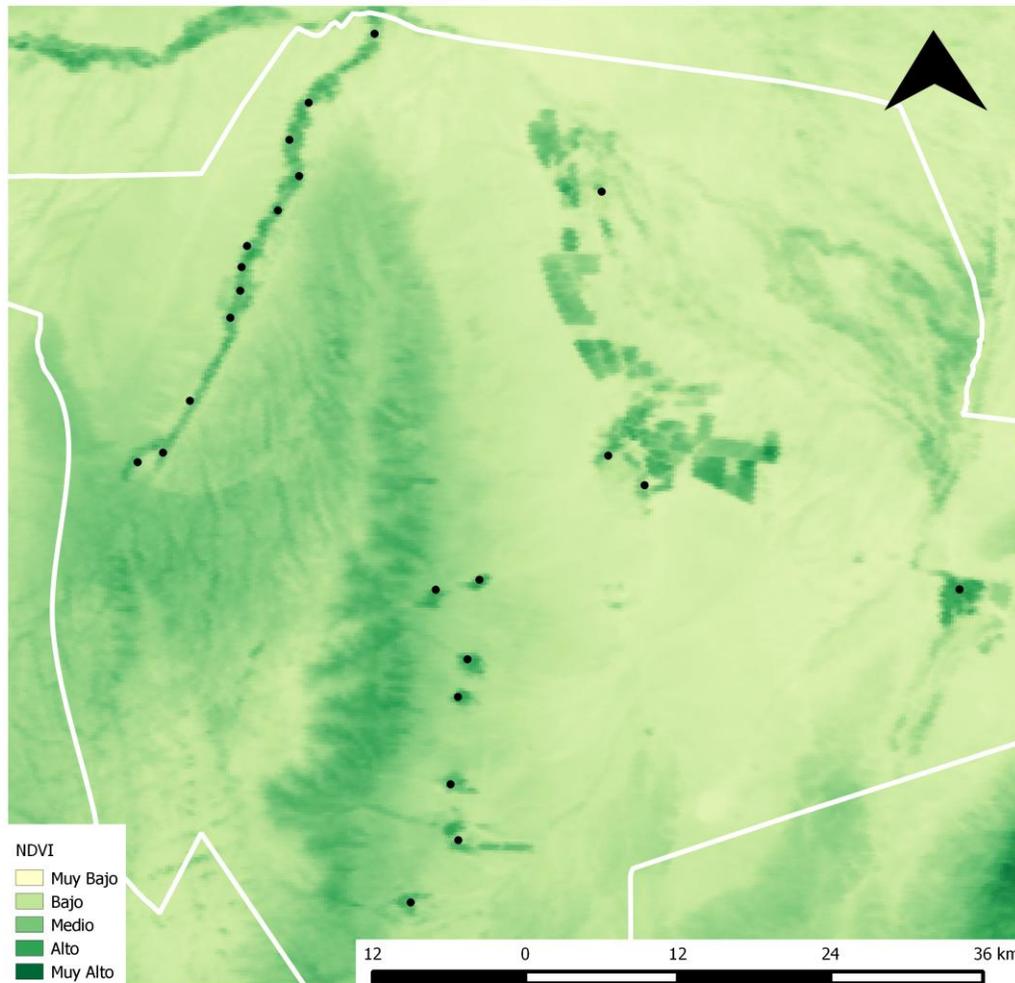
### **3. 2. 4 Variables satelitales**

A la tabla de atributos de localidades descrita en el capítulo 2 se anexaron las siguientes variables obtenidas de las imágenes descargadas:

#### **MODIS**

- NDVI, generado como la media de las 69 imágenes (3 años) de los productos mod13q1 de MODIS (Fig. 13).

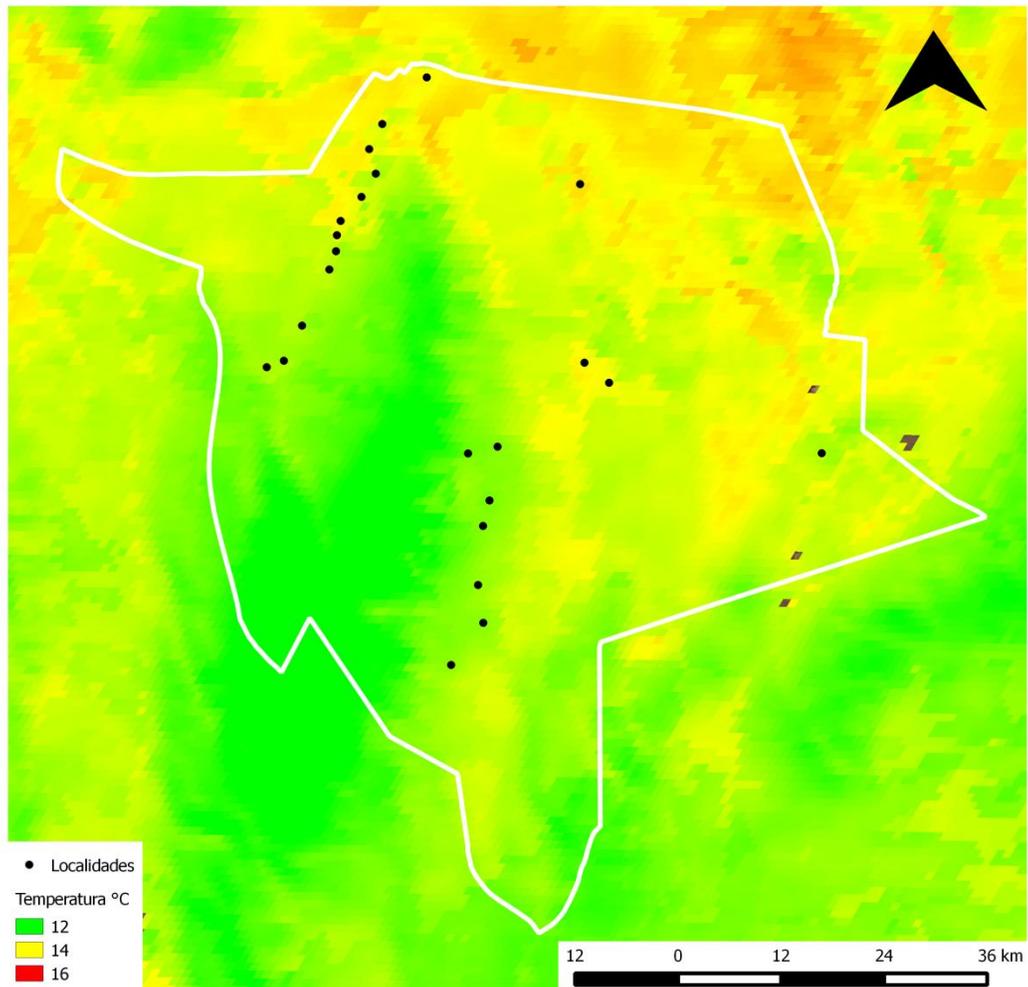
### Índice de vegetación normalizado - Media tres años



**Figura 13:** Se observa la media del Índice Normalizado de Vegetación de 3 años del productos MODIS mod13q1 de la zona de estudio. Los valores muy bajos son cercanos a 0 mientras que los muy altos corresponden a valores cercanos a 1. Se puede apreciar que la mayoría de estos últimos corresponden a cultivos y se ubican en la periferia de las ciudades.

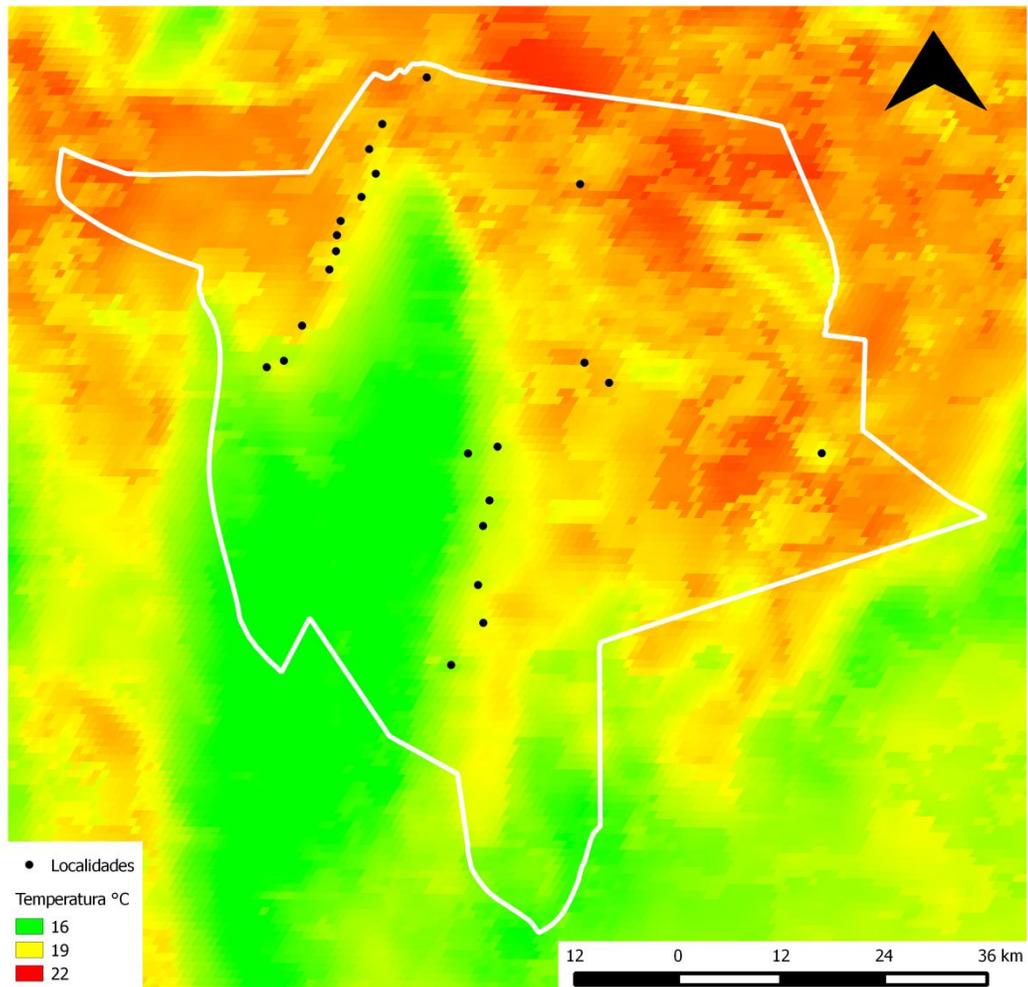
Temperatura superficial de la tierra (LST) cada estación del año, generada a partir de 36 productos MOD11A2 a los cuales se le realizó una media estacional del 2011 al 2013 (Fig. 14 a 17).

## Temperatura media invierno (2011 - 2013)



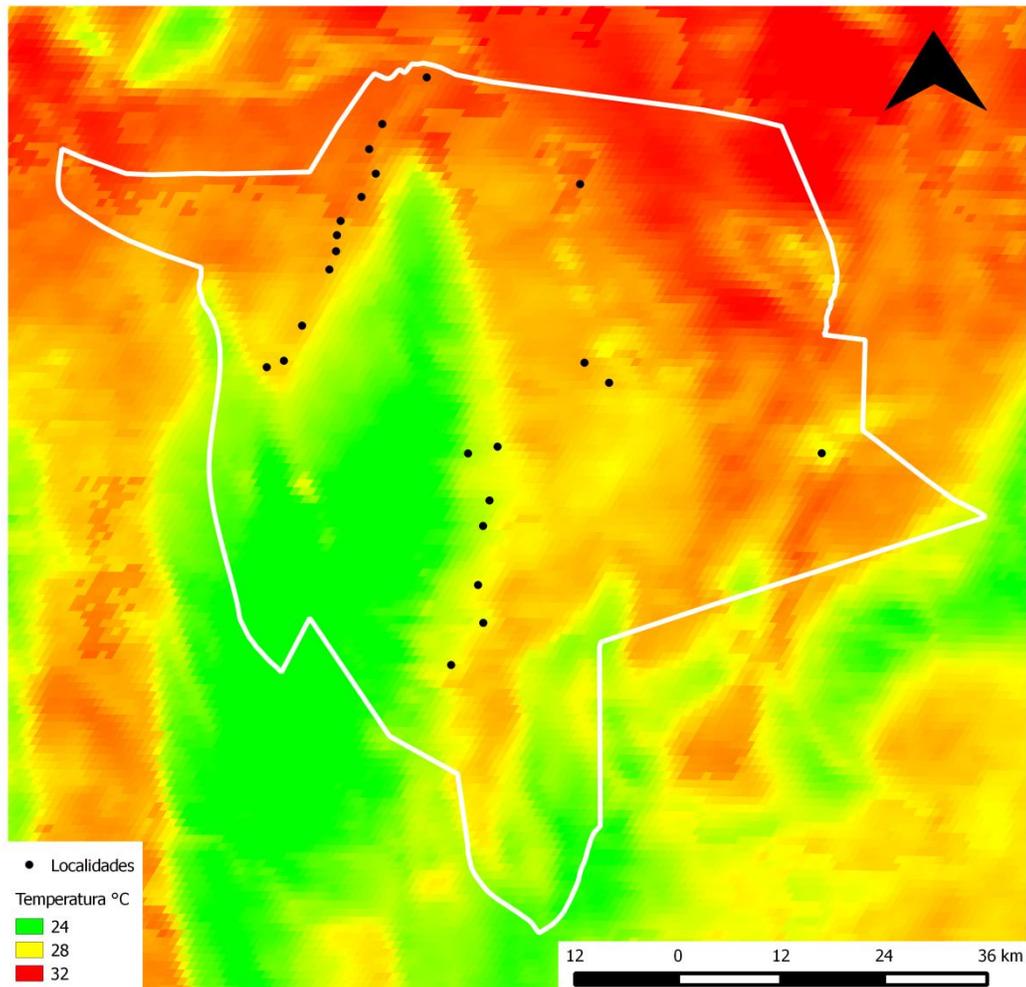
**Figura 14:** Se observa la temperatura media promedio de los meses de invierno de una serie temporal de 3 años de LST de productos MODIS para la zona de estudio.

## Temperatura media otoño (2011 - 2013)



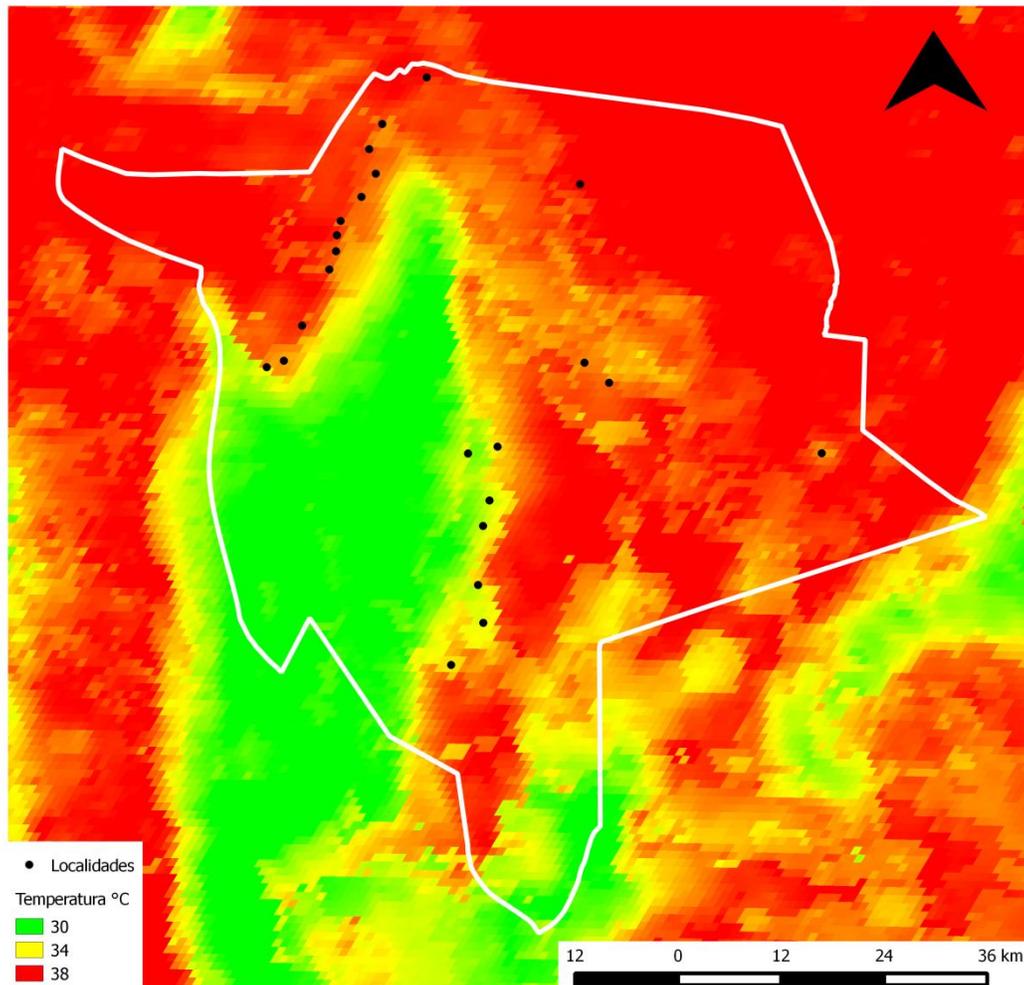
**Figura 15:** Se observa la temperatura media promedio de los meses correspondientes al otoño de una serie temporal de 3 años de LST de productos MODIS para la zona de estudio.

## Temperatura media primavera (2011 - 2013)



**Figura 16:** Se observa la temperatura media promedio de los meses de primavera de una serie temporal de 3 años de LST de productos MODIS para la zona de estudio.

## Temperatura media verano (2011 - 2013)

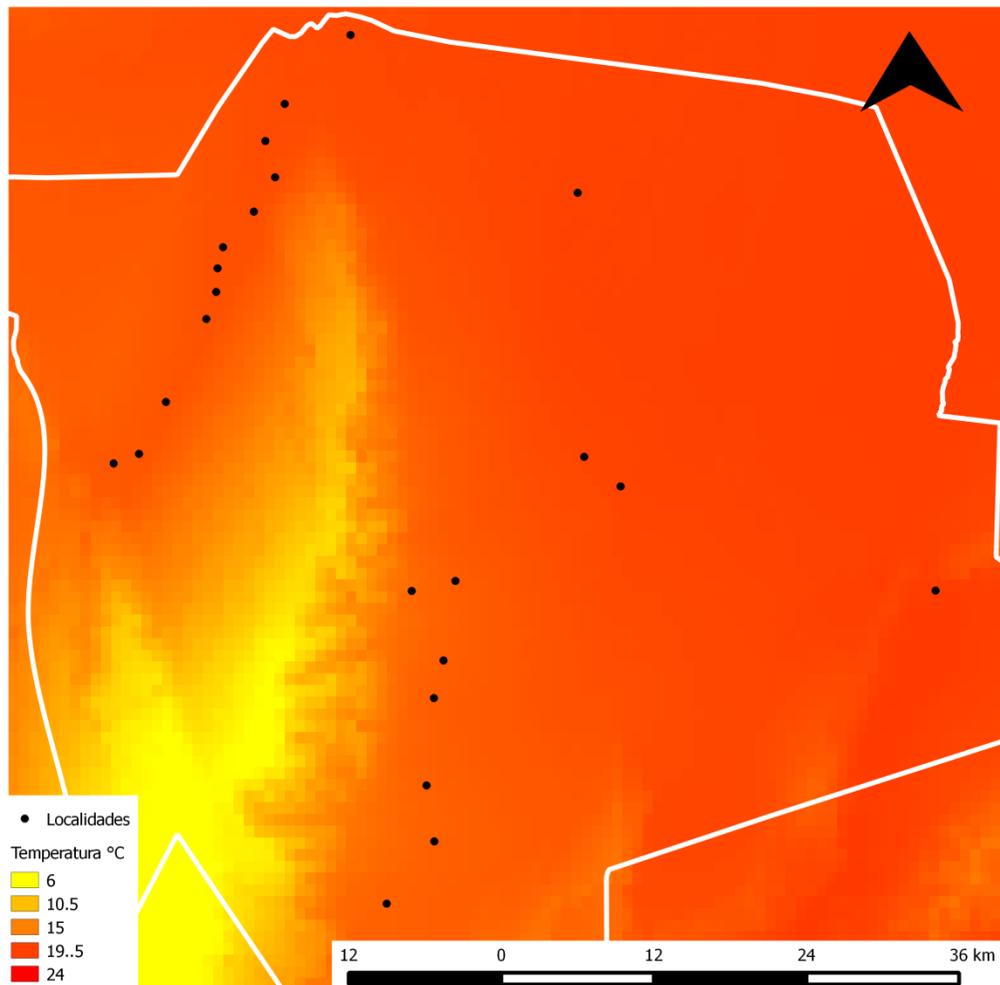


**Figura 17:** Se observa la temperatura media promedio de los meses de verano de una serie temporal de 3 años de LST de productos MODIS para la zona de estudio.

### WORLDCLIM

- Temperatura media anual y Precipitación media anual provenientes de las variables de Worldclim (Fig. 18 y 19).

## Temperatura media anual



**Figura 18:** Se observa la temperatura media anual de los últimos 50 años obtenida de Worldclim.

## Precipitación media anual

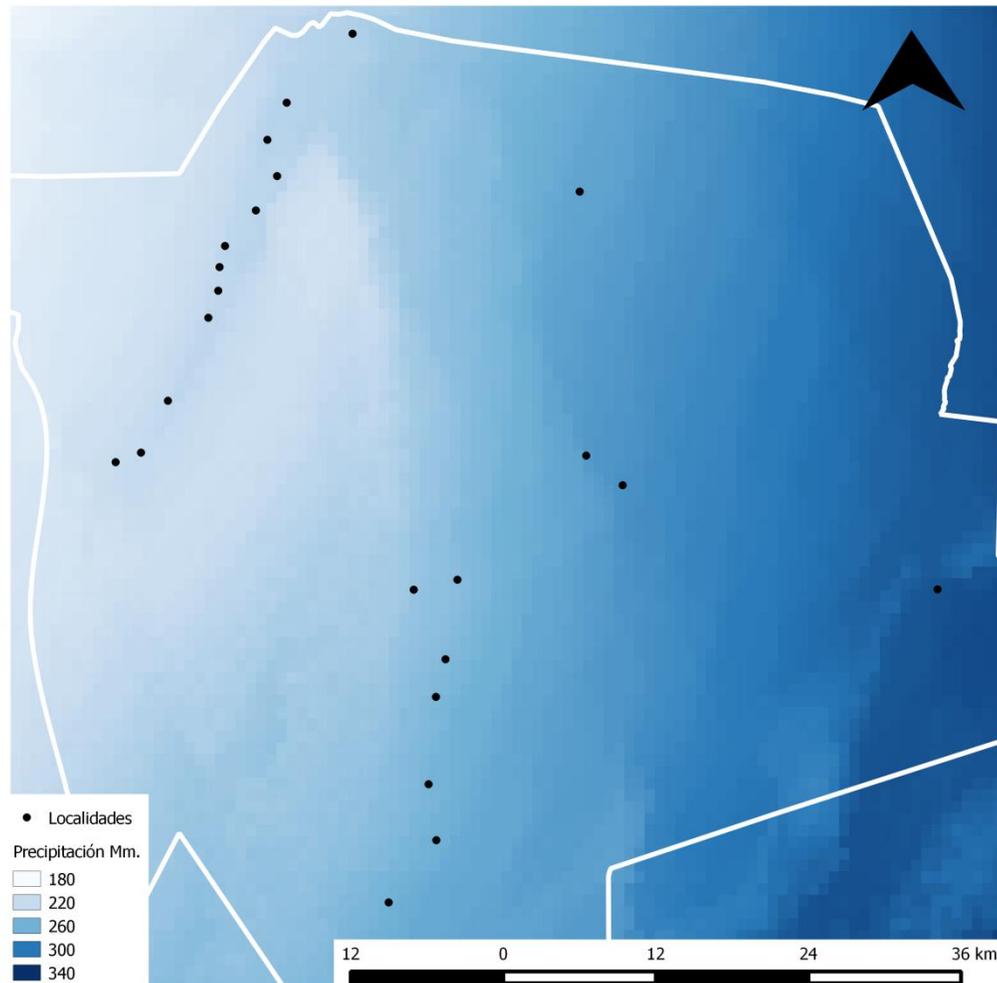


Figura 19: Se observa la precipitación media anual de los últimos 50 años obtenida de Worldclim.

## MODELO DIGITAL DE ELEVACION (DEM)

- Modelo de elevación digital (DEM) SRTM de 30 metros de pixel. Como es de suponer, solo se utilizó un solo producto de este tipo debido a la falta de variación del mismo (Fig. 20).

## Modelo de elevación digital

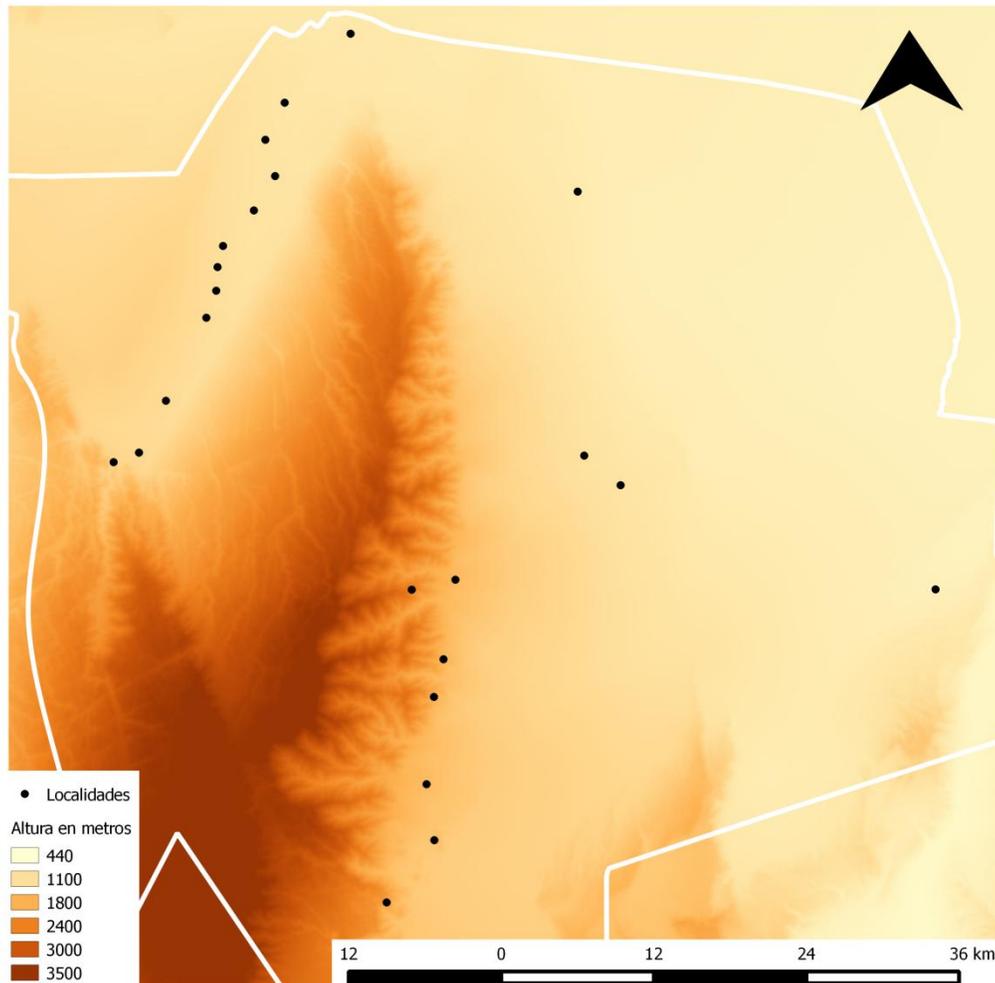


Figura 20: Se observa la altura de la superficie del área de estudio a través de un DEM.

### 3. 2. 4 Serie temporal NDVI y modificación en la cobertura vegetal

Utilizando la serie temporal creada de productos MODIS se generaron 2 variables que pueden ser interpretadas como cambio de uso de suelo mediante la pérdida o ganancia de valores de NDVI. Antes de esto y con el objetivo de conocer si los valores de NDVI de cada localidad varían de manera normal según las estaciones anuales, se generaron gráficos de

boxplot para cada mes (que incluían los 3 años de trabajo) ingresando las medias por buffer de localidad de cada uno de los 69 productos MODIS al programa estadístico R.

En las Figuras 21 y 22 se observa la variación de NDVI anual de 4 localidades dentro del área de estudio. La figura 21 muestran como los valores de NDVI siguen una distribución estacional a lo largo del año mientras que en la figura restante (Fig. 22) los valores no siguen esta patrón.

Las dos variables relacionadas al cambio de cobertura de suelo son: Positiva, que se traduce como un aumento de la cobertura vegetal y Negativa, que implicaría una disminución de la misma. Para esto, se identificó en la serie temporal de imágenes modis, la frecuencia de los pixeles con valores extremos de NDVI. Se fijaron dos limites:

Un límite mínimo para cada pixel con un valor inferior a la media de la serie temporal menos el doble del desvió estándar.

- Límite mínimo  $< \text{media}(\text{serie NDVI}) - (2 * \text{desvió estándar})$

Un límite máximo para cada pixel con un valor superior a la media de la serie temporal más el doble del desvió estándar.

- Límite máximo  $> \text{media}(\text{serie NDVI}) + (2 * \text{desvió estándar})$

Las zonas con alta frecuencia de pixeles con valores extremos negativos (inferiores al límite mínimo) indicarían una disminución mayor a lo esperado en la vegetación, pudiendo esto ser un indicador de deforestación o de un cambio importante en el uso que se le da a dicha área. Los sitios donde hay mayor frecuencia de valores positivos (superiores al límite máximo), podrían ser indicadores de un cambio del uso de suelo que implique un aumento del NDVI, como por ejemplo forestación o producción agrícola. Las dos variables generadas se insertaron en la tabla de atributos por localidad para poder ser representadas gráficamente (Fig. 23 y 24).

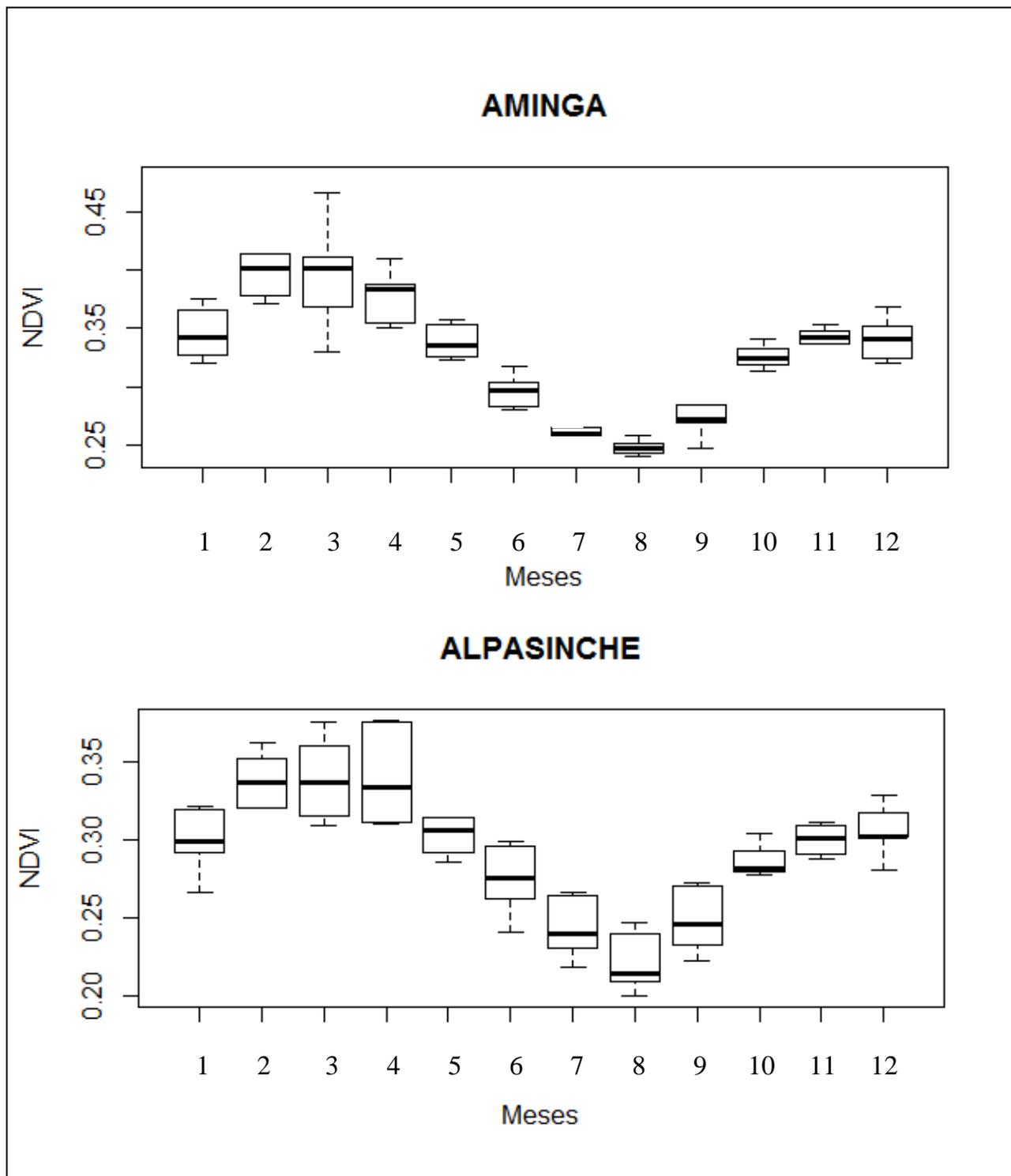


Figura 21: Grafico de Boxplot de NDVI de las localidades Aminga y Alpasinche a lo largo de un año. Se observa que su variación siguen los patrones normales estacionales.

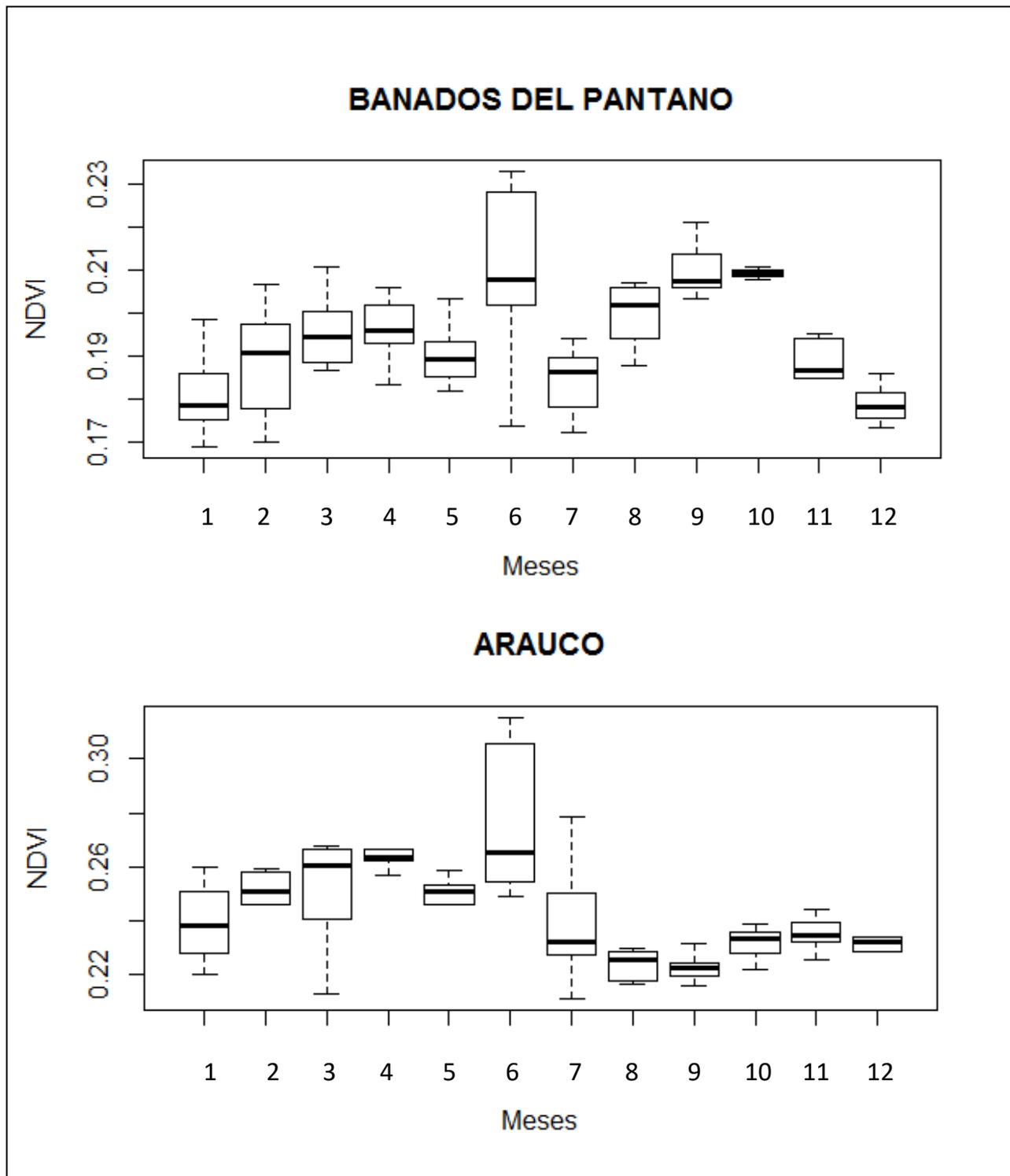


Figura 22: Gráfico de Boxplot de las localidades Bañados de pantano y Arauco cuya variación anual de NDVI no sigue los patrones estacionales.

## Aumento de la cobertura vegetal

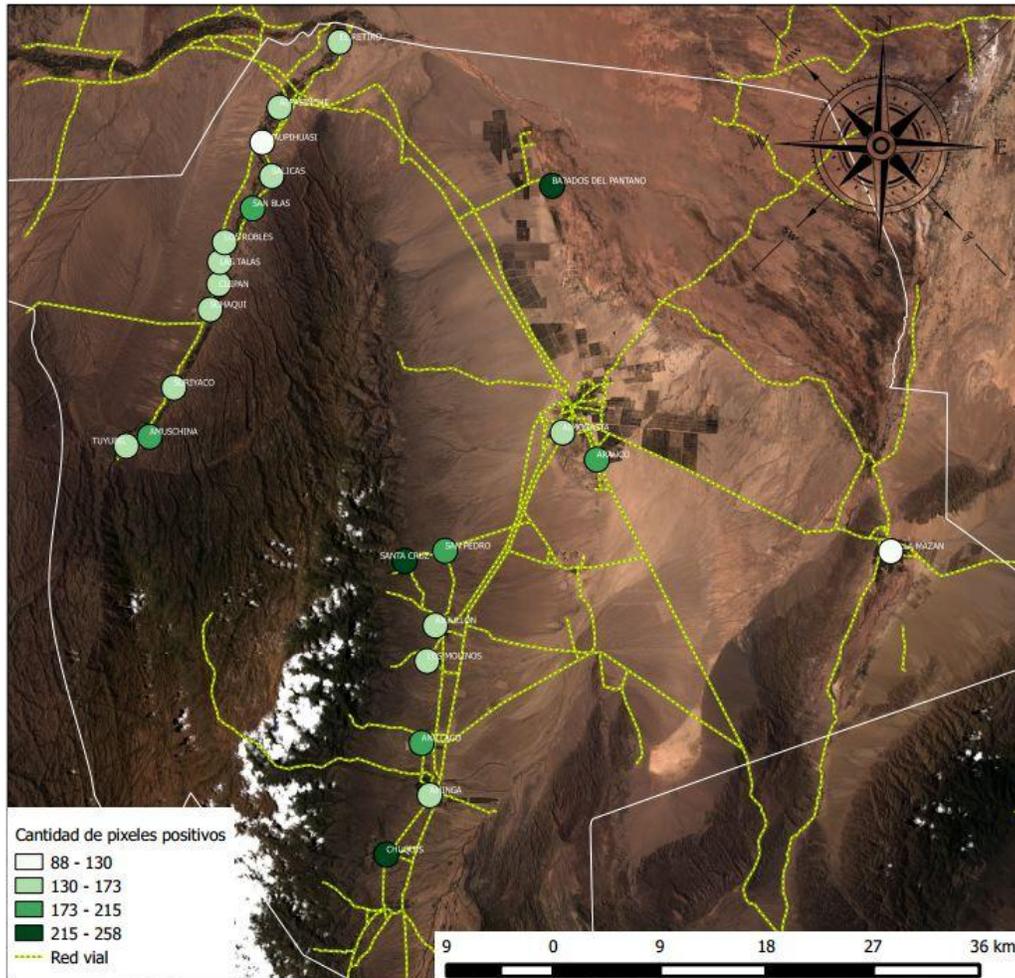


Figura 23: Se observa la cantidad de valores positivos por localidad de la zona de estudio, los cuales representan un aumento en la cobertura vegetal.

## Disminución de la cobertura vegetal

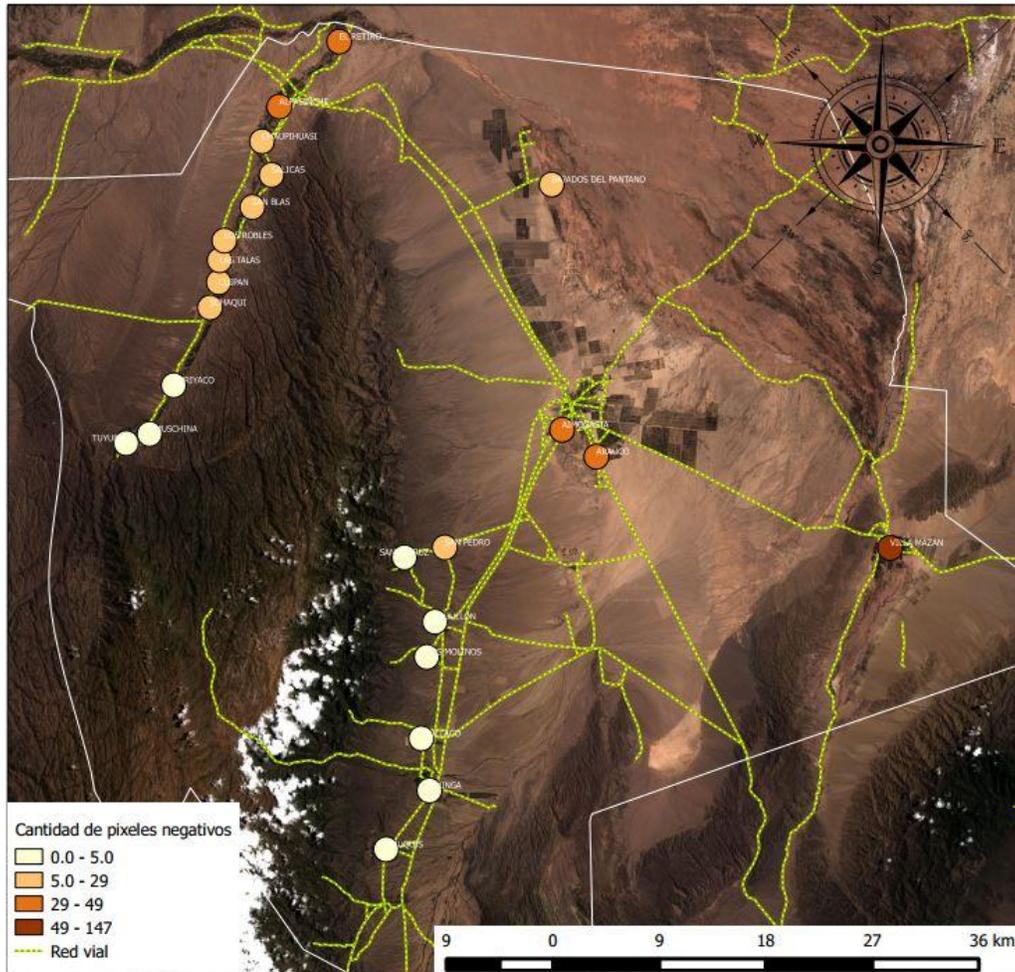


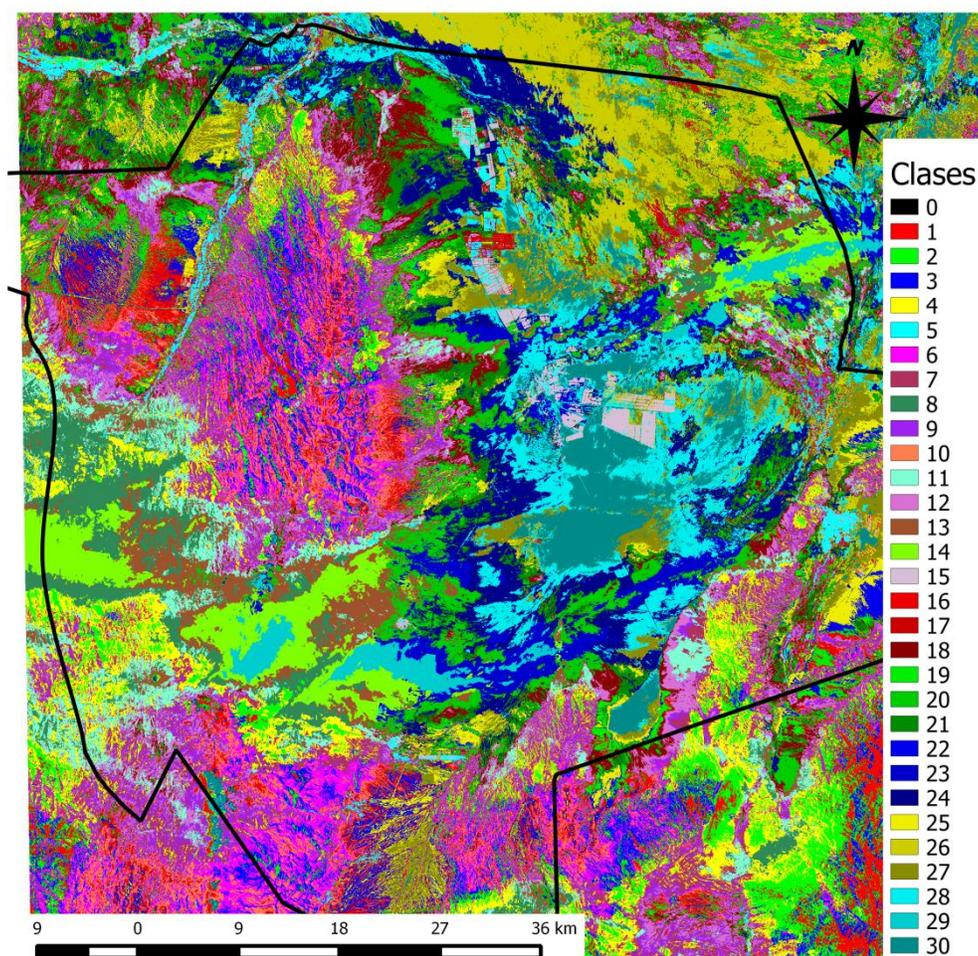
Figura 24: Se observa la cantidad de valores negativos por localidad de la zona de estudio que representan una disminución en la cobertura vegetal.

### 3. 2. 4 Clasificación no supervisada ISODATA

La imagen Landsat 8 correspondiente a verano de la provincia de La Rioja, se utilizó para realizar una clasificación no supervisada ISODATA de la zona de estudio con el fin de agrupar firmas espectrales de los objetos de la imagen en distintas clases. En la clasificación no supervisada el algoritmo delimita valores homogéneos dentro de la imagen y calcula los promedios de las clases o agrupaciones distribuidos en el espacio de

decisión (Duda y Hart, 1973). En cada una de las iteraciones recalcula los promedios y reclasifica los píxeles de la imagen con respecto a los nuevos promedios. La clasificación fue realizada con el software ENVI 4.8 y el algoritmo que se utilizó es de ISODATA. Se le pidió al programa que clasifique las imágenes en 30 clases y realice 10 iteraciones de la misma (Fig. 25).

### *Clasificación no supervisada - ISODATA*

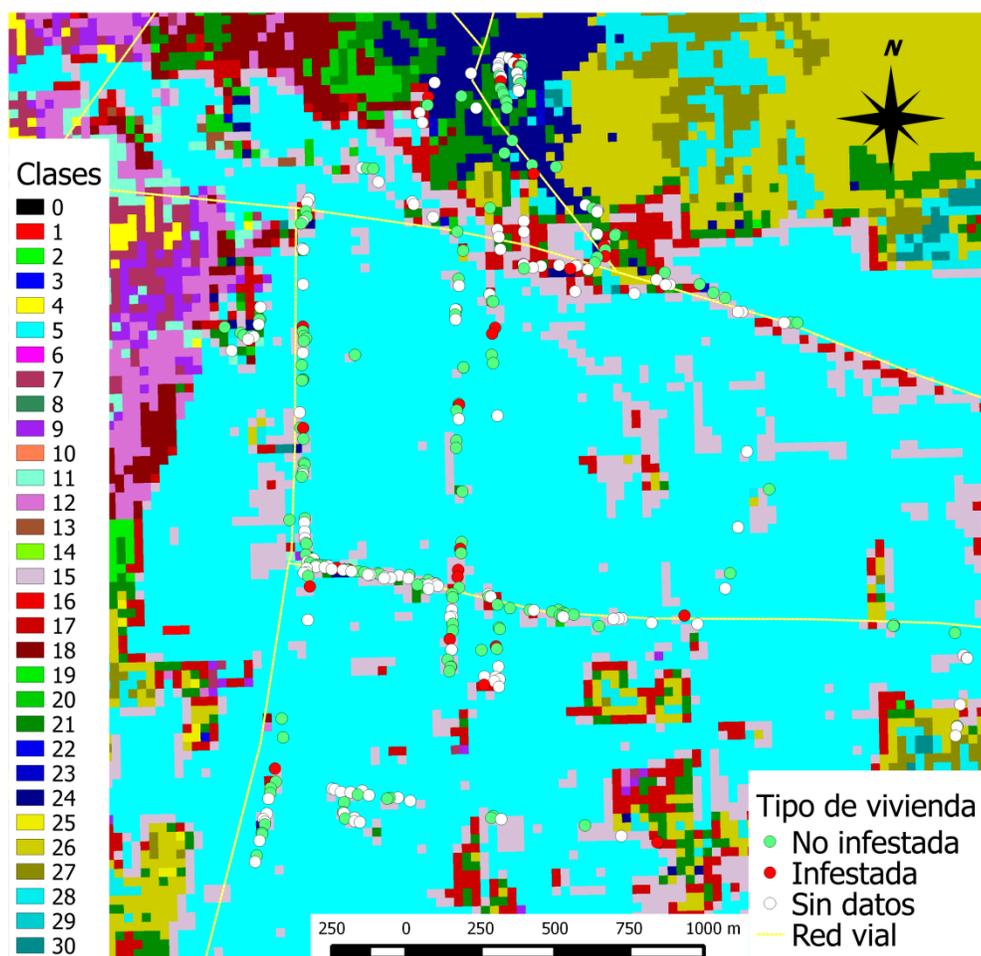


**Figura 25: Clasificación no supervisada de la zona de estudio de la provincia de La Rioja.**

Una vez generada el producto de la clasificación, se procedió a identificar las clases de pertenencia de las viviendas infectadas y no infectadas con el fin de identificar posibles relaciones entre las clases y dicha variable (Fig. 26). Luego se ordenó en una tabla (Tabla 4) la pertenencia de cada vivienda a su clase. Se pidió un número de clases elevado con el

objeto de no subestimar a ninguna y por el tamaño y complejidad de la imagen, sin embargo, una vez resumida la información en la tabla 5 se reducirán según su importancia para el análisis.

### *Tipo de vivienda por clase*



**Figura 26: Clasificación no supervisada de una localidad para la asociación entre el estado de las viviendas y las clases de la clasificación ISODATA.**

CASAS INFECTADAS REAL			CASAS NO INFECTADAS		
CLASE	PUNTOS	PORCENTAJE	CLASE	PUNTOS	PORCENTAJE
5	22	21.3592	5	166	13.8333
6	0	0.0000	6	0	0.0000
7	0	0.0000	7	5	0.4167
8	0	0.0000	8	2	0.1667
9	1	0.9709	9	5	0.4167
10	0	0.0000	10	2	0.1667
11	1	0.9709	11	6	0.5000
12	3	2.9126	12	7	0.5833
13	0	0.0000	13	74	6.1667
14	9	8.7379	14	215	17.9167
15	22	21.3592	15	221	18.4167
16	0	0.0000	16	2	0.1667
17	23	22.3301	17	167	13.9167
18	0	0.0000	18	16	1.3333
19	0	0.0000	19	10	0.8333
20	3	2.9126	20	57	4.7500
21	6	5.8252	21	70	5.8333
22	1	0.9709	22	6	0.5000
23	2	1.9417	23	33	2.7500
24	2	1.9417	24	48	4.0000
25	1	0.9709	25	18	1.5000
26	5	4.8544	26	38	3.1667
27	1	0.9709	27	11	0.9167
			28	14	1.1667
			29	0	0.0000
			30	7	0.5833

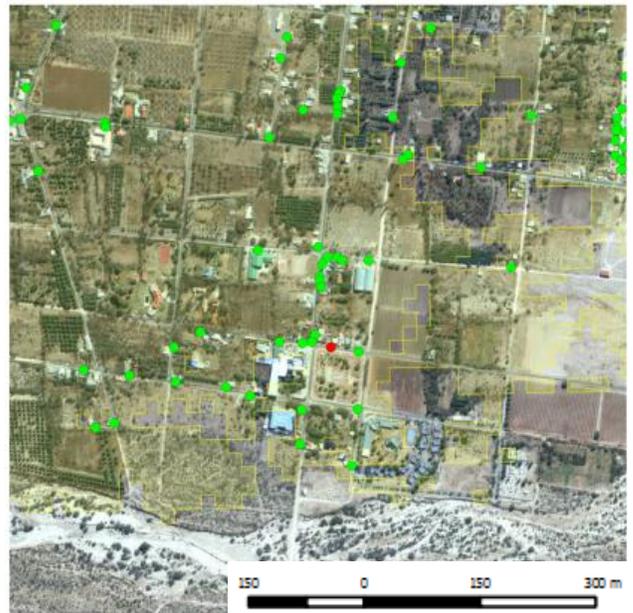
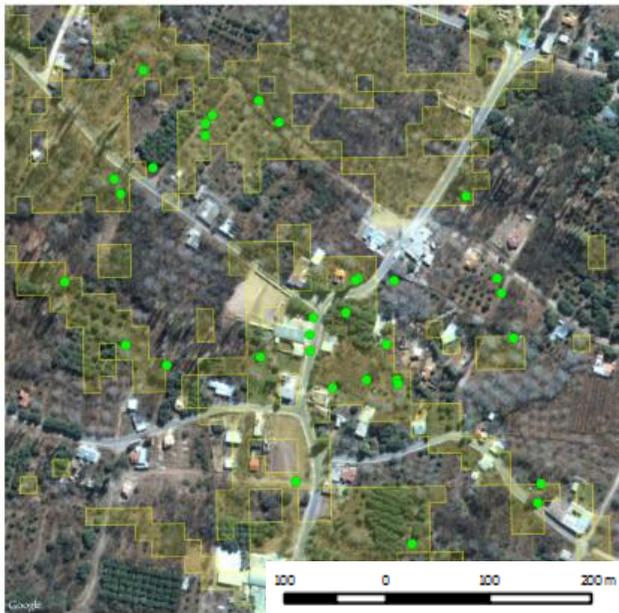
**Tabla 4:** Se observa la cantidad de casas representadas por puntos que se encuentran dentro de cada clase y el porcentaje total.

Para poder realizar un análisis de probabilidades (comando *prop.test* en R) se eliminaron las clases que no aparecían en los 2 conjuntos de datos y las clases que no tenían al menos 1 por ciento de viviendas (Tabla 5).

CASAS INFECTADAS REAL				CASAS NO INFECTADAS		
CLASE	PUNTOS	PORCENTAJE	TOTAL	PUNTOS	PORCENTAJE.	TOTAL
5	22	22,68	97	166	16,24	1022
12	3	3,09	97	7	0,68	1022
14	9	9,28	97	215	21,04	1022
15	22	22,68	97	221	21,62	1022
17	23	23,71	97	167	16,34	1022
20	3	3,09	97	57	5,58	1022
21	6	6,19	97	70	6,85	1022
23	2	2,06	97	33	3,23	1022
24	2	2,06	97	48	4,7	1022
26	5	5,15	97	38	3,72	1022

**Tabla 5: Se observa la Tabla 4 filtrada para realizar el análisis de probabilidades.**

El análisis de probabilidad en este caso se utilizó para poder comprobar si la distribución de las casas infestadas y no infestadas en cada clase era debido al azar o no. Se procedió a analizar únicamente las clases 14 ( $p= 0.0065$ ) y 17 ( $p= 0.06781$ ) (Fig. 27) con el fin de identificar la cobertura de dichas clases y poder asociar dicha cobertura con la infestación de la vivienda, ya que en ambos casos, la cantidad de casas infestadas era distinta a la que habrían que encontrarse por azar. Del resto de las clases en su mayoría no hubo diferencias en las proporciones esperadas entre la presencia de casas infectadas y no infectadas y, de las clases que dieron diferencias significativas, ninguna superaba el 4 % del de las viviendas, por lo que el número de viviendas en esas clases no sería suficientemente grande para tener significado.



**Figura 27:** Se observa la clase 14 (izquierda) y la clase 17 (derecha) con las casas infestadas (Rojas) y no infestadas (Verdes) dentro de cada una.

## Capítulo 4: Análisis de datos y generación de modelos de riesgo

---

El objetivo de este capítulo fue analizar estadísticamente las relaciones entre las variables obtenidas de sensores remotos y las creadas por el uso de SIG sobre la infestación por parte del triatomino tanto a nivel de viviendas como a de localidad.

### 4.1 Resultados

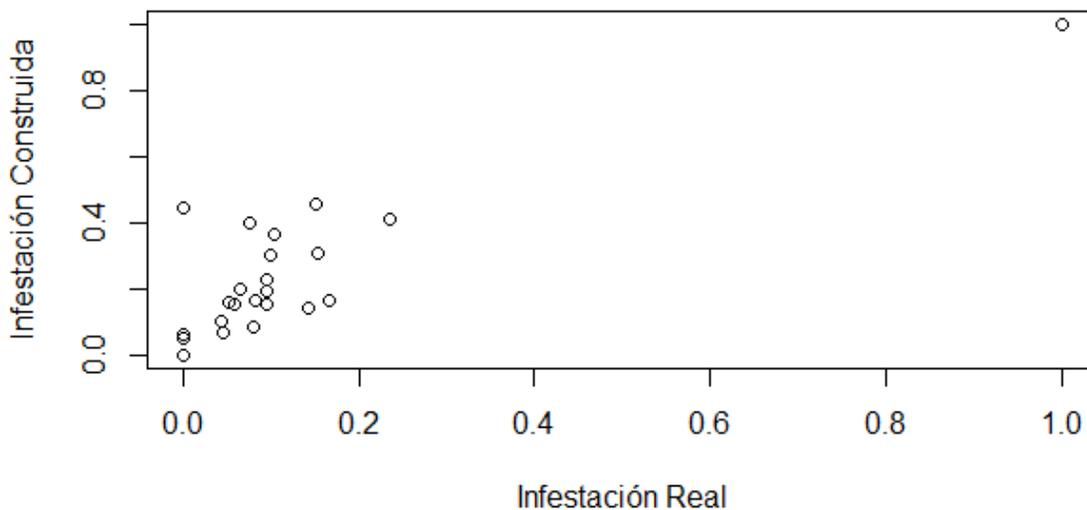
#### 4.1.1 Infestación a nivel de localidad:

##### 4.1.1.1 Análisis Univariado

La variable infestación construida artificialmente con el fin de aumentar el número de casas y así realizar un mejor análisis estadístico, se comparó mediante una regresión lineal y una correlación con los casos reales (variable infestación real) para observar si la variable sugerida podía ser considerada representativa de la situación real a nivel de localidades.

La ecuación de la regresión lineal es  $y = -0.06759 + 0.78607 * x$ ,  $r^2 = 0.6825$ , es significativa ( $p = 7.294e-07$ ) porque una variable es producto de la otra aunque el valor de R cuadrado no es tan alto como se podría esperar (0.6825).

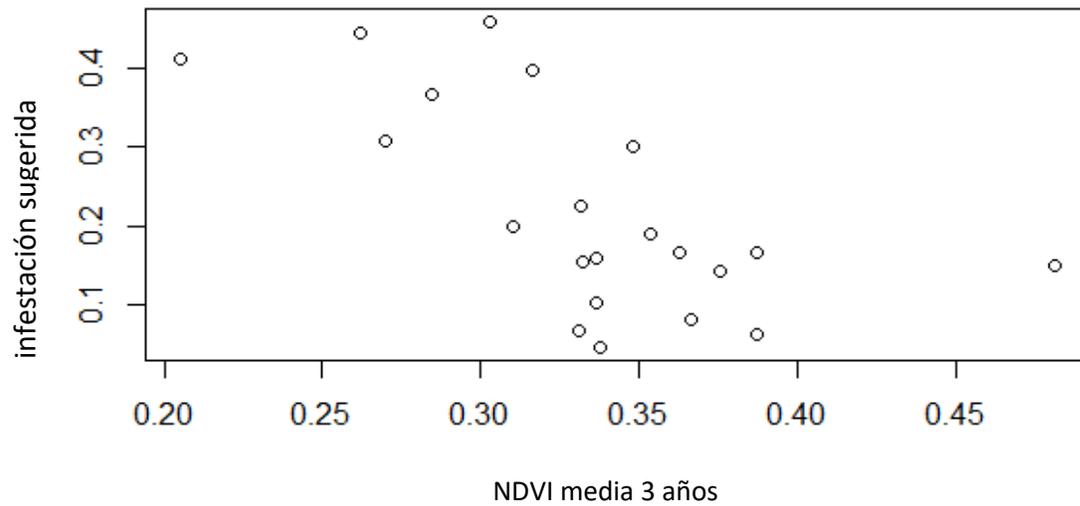
El mismo resultado significativo ( $p = 7.294e-07$ ) es arrojado por la correlación que da un valor de correlación de 0.834, lo que significa que el 83 por ciento de la variable infestación construida puede ser explicada por la variable infestación real. De la figura 28 se puede decir a simple vista que la variable construida sobreestima el nivel de infestación de la localidad, ya cuando la infestación real es de 0.2 (o 20%) la variable construida da valores cercanos al 0.4 (40%).



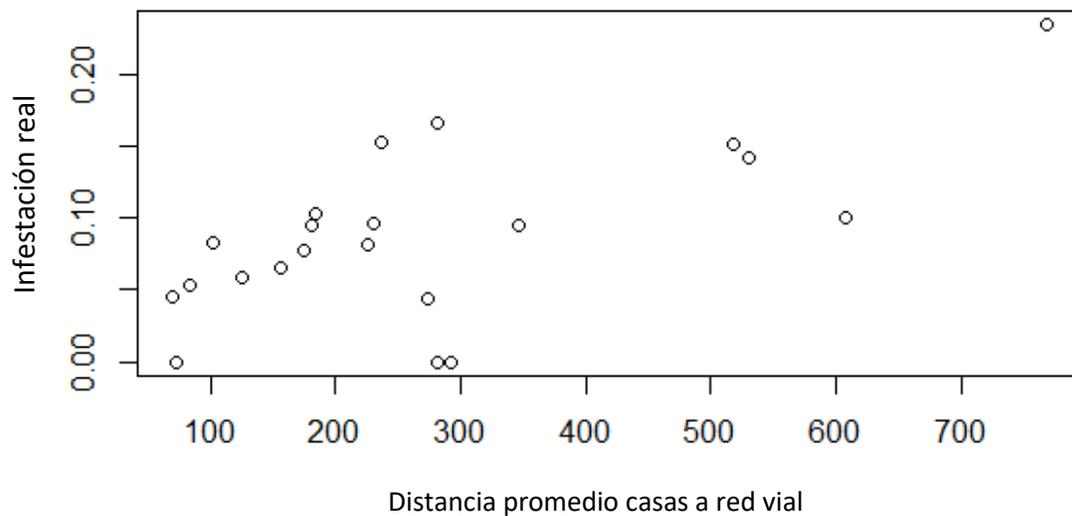
**Figura 28: Grafico de dispersión de puntos entre variable de infestación real e infestación sugerida**

Antes de proceder a cualquier análisis se extrajeron las localidades que tenían sus valores de índices de infestación extremos (0 y 100 %) ya que esto se debía al bajo número de viviendas censadas en dichas localidades e incluían errores en el análisis.

Luego se correlacionaron todas las variables con las variables que representan la infestación (tanto real como sugerida), De todas las variables a nivel de localidad, solo la variable NDVI poseyó una correlación inversamente proporcional elevada ( $-0.6441$ ,  $p = 0.0016$  Fig. 29) con la variable infestación construida pero no así con la variable infestación real. A su vez, la distancia de la casas a la red vial se correlaciono positivamente con la infestación real pero no con la variable infestación sugerida ( $0.6459$ ,  $p = 0.0015$  Fig. 30).



**Figura 29: Grafico de dispersión de puntos entre la variable NDVI y la infestación sugerida**



**Figura 30: Grafico de dispersión de puntos entre la variable distancia de casa a red vial y de infestación real**

Las regresiones de estas mismas variables también fueron significativas con valores  $p$  menores a 0.05 en ambos casos, sin embargo, los valores de  $R^2$  son considerablemente bajos en ambas variables (menores al 40%), como para poder afirmar que las regresiones tienen un ajuste correcto, ni que estas variables expliquen el comportamiento de la variables dependientes.

#### **4.1.1.2 Análisis multivariado**

Considerando que un número reducido de variables dieron relaciones significativas y que ninguna logró explicar satisfactoriamente (al menos en una relación lineal) la variación de la infestación a nivel de localidad, se procedió a utilizar un método automático para la selección de variables. Los métodos automáticos son útiles cuando el número de variables explicativas es grande y se dificulta la selección de variables de otra manera. En este caso, es más eficiente utilizar un algoritmo de búsqueda (por ejemplo, Forward selection, Backward elimination y Stepwise regression) para encontrar el mejor modelo.

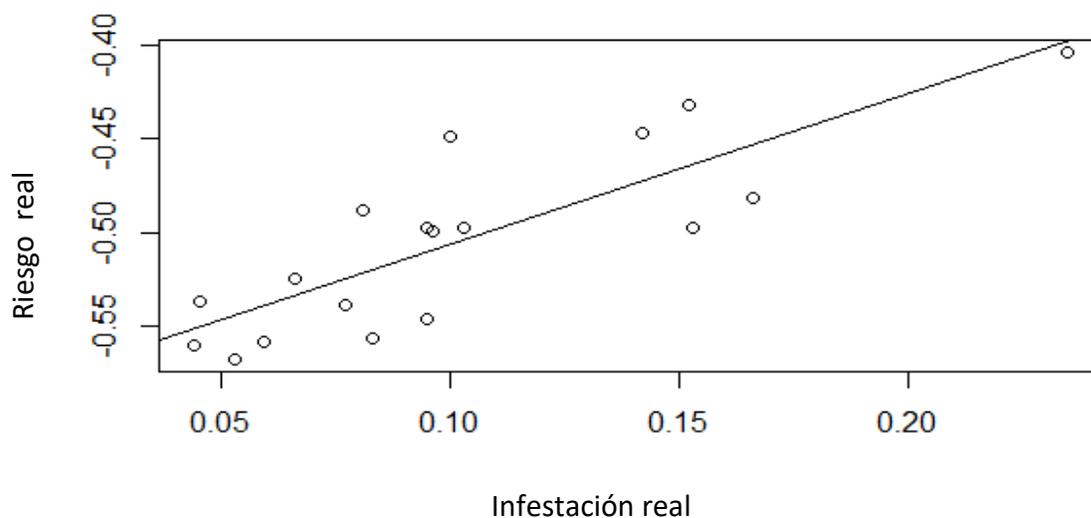
Las variables ingresadas a los modelos de selección son las obtenidas a través del procesamiento de imágenes de sensores remotos (temperatura media anual, precipitación, temperatura superficial de la tierra de cada estación NDVI ,DEM) y las generadas por GIS y programas estadísticos como cambio de cobertura vegetal (positivo y negativo), distancia media a red vial generadas para cada localidad.

El proceso automático de selección de variables corrido para la variable infestación construida, dio como resultado 4 variables con un valor  $p < 0.05$  de significancia y con sus respectivos coeficientes mientras, que para el caso de la variable infestación real las variables significativas fueron 5 (tabla 6). En ambos casos las variables fueron significativas utilizando el método Forward selection así como el Backward elimination, aunque con este último se obtuvieron coeficientes con mayor nivel de significancia, por lo que fueron utilizados para la generación de las variables.

Variable infestación sugerida ( $R^2= 0.6221$ )	NDVI	Precipitación	Positivo	Negativo	
<b>Coefficientes</b>	-1.692776***	-0.002.056*	0.001178*	0.003620**	
Variable infestación real ( $R^2= 0.6235$ )	<b>NDVI</b>	<b>Casas a red V</b>	<b>negativo</b>	<b>T° Otoño</b>	<b>T° Primavera</b>
<b>Coefficientes</b>	-0.634867*	0.000178 **	0.001500 *	-0.062986 **	0.029670 **

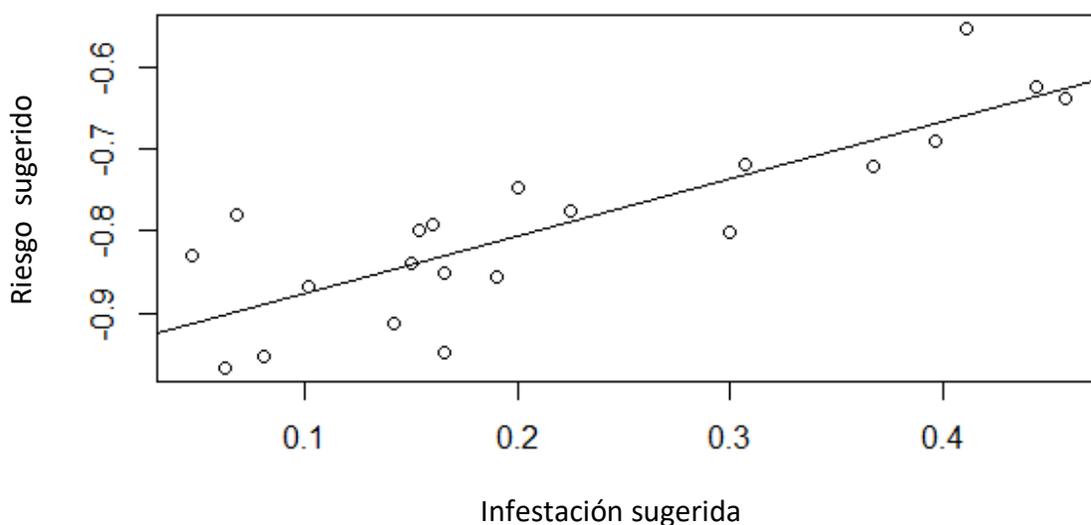
**Tabla 6: Variables elegidas automáticamente a nivel localidad y sus respectivos coeficientes. Códigos de significancia: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*'**

Utilizando las variables seleccionadas y sus respectivos coeficientes, se crearon las 2 nuevas variables que predicen el riesgo real y riesgo sugerido de infestación por localidad. La variable predicha para el riesgo real tuvo una correlación considerablemente elevada (0.8281178,  $p = 2.2e-05$ ) con la variable infestación real (obtenida de los datos), al igual que su regresión lineal la cual también posee un valor de  $R^2$  elevado (0.6661,  $p = 2.2e-05$ , Fig. 31).



**Figura 31: Grafico de dispersión de puntos entre variable de infestación real y el riesgo real obtenido.**

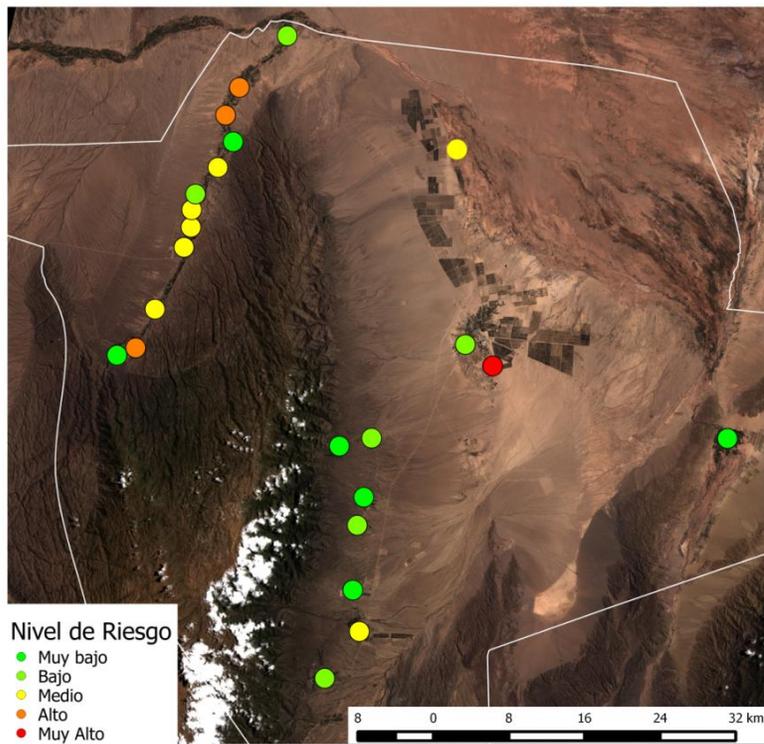
La variable predicha para el riesgo sugerido tuvo una correlación considerablemente elevada (0.8352836,  $p = 2.458e-06$ ) con la variable infestación sugerida, al igual que su regresión lineal la cual también posee un valor de  $R^2$  elevado (0.6818,  $p = 2.458e-06$ , Fig. 32).



**Figura 32: Grafico de dispersión de puntos entre variable de infestación sugerida y el riesgo sugerido obtenido**

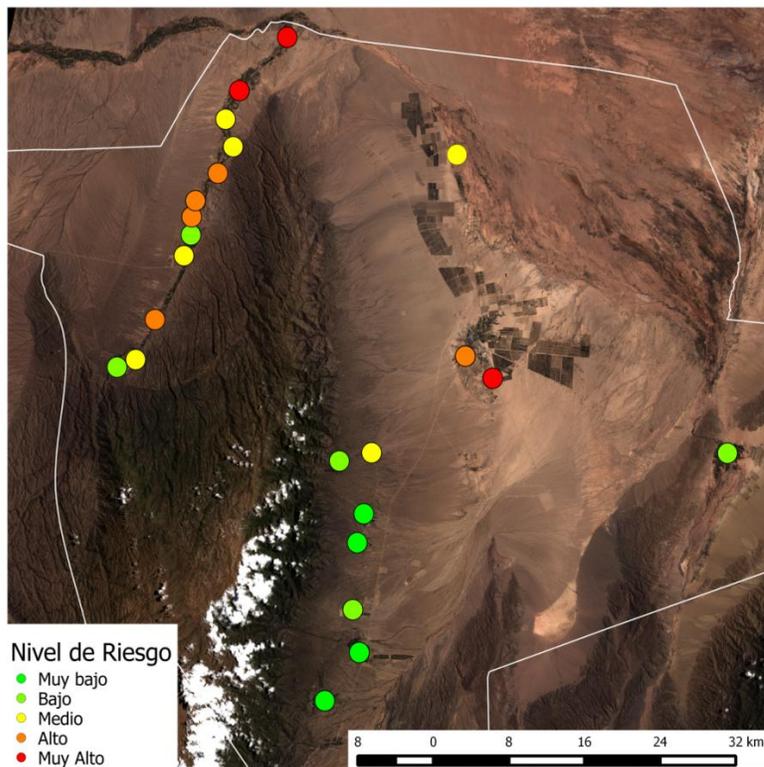
Para poder interpretar de mejor manera las 2 variables de riesgo de infestación generadas a partir del método de selección automático se procedió a graficar el nivel de riesgo de cada localidad para ambos modelos (Fig. 33 y 34).

*Riesgo de infestación por localidad - Variable Real*



**Figura 33:** Mapa de riesgo de infestación generado con el modelo de análisis multivariado para la variable infestación real a nivel de localidad.

*Riesgo de infestación por localidad - Variable Construida*



**Figura 34:** Mapa de riesgo de infestación generado con el modelo de análisis multivariado para la variable infestación sugerida a nivel de localidad.

### 4.1.1.3 Obtención de riesgo estratificado por árbol de decisión

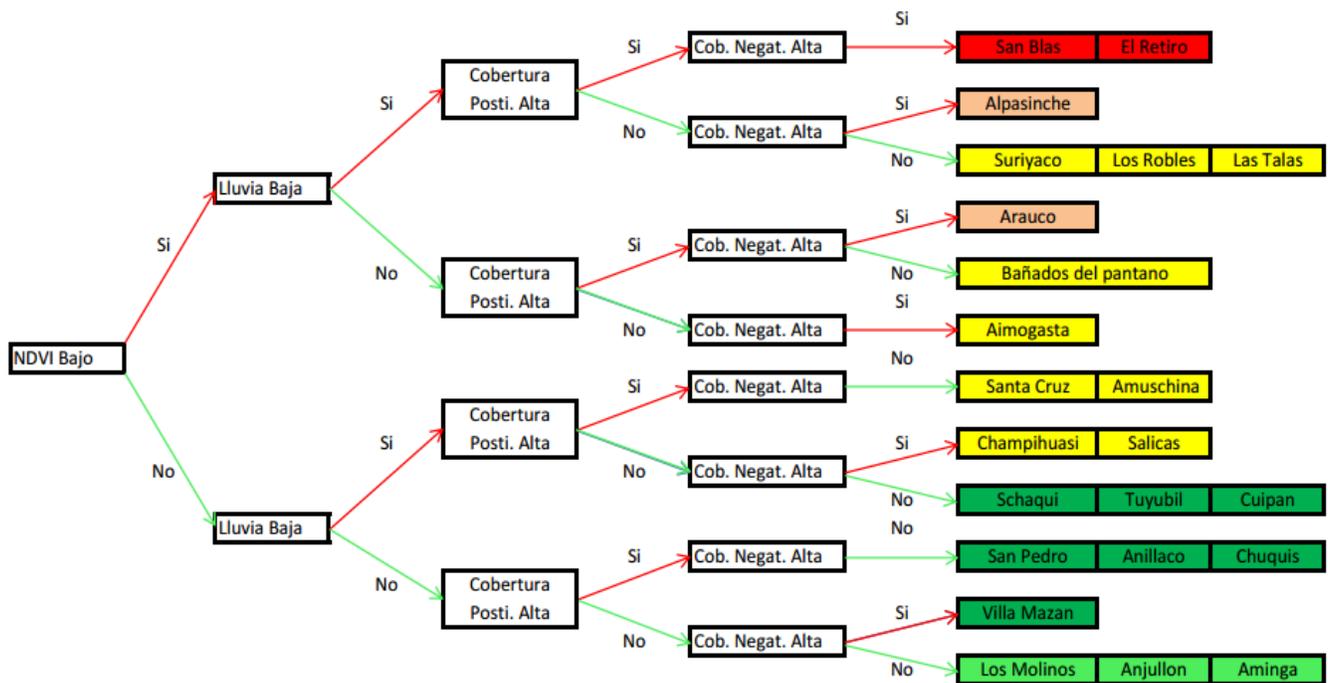
Las variables elegidas por el método automático Backward elimination, donde se obtuvieron coeficientes con mayor nivel de significancia, se utilizaron para realizar dos árboles de decisiones no jerarquizados para realizar el análisis de riesgo. El conjunto de las localidades se dividió en 2 grupos, aquellas con un índice de infestación de mayor a 0,2 que pertenecen al grupo de alto riesgo y aquellas con uno igual o menor a dicho valor al de bajo riesgo. El valor de corte de 0,2 de infestación se desprende del modelo multicéntrico descrito en el capítulo 1.

Para los dos grupos anteriores se calculó la media de cada una de las variables seleccionadas y luego se calculó el valor medio entre las medias calculadas obteniéndose un punto medio entre ellas (Tabla 7).

	NDVI	Lluvia	Cob. positiva	Cob. negativa
Media infestación alta	0.24	251.42	209.00	31.00
Media infestación baja	0.34	245.03	167.95	20.95
Punto medio	0.28	248.22	188.48	25.98

**Tabla 7: Se observa la manera en que se generó el punto medio o umbral tomado como valor para la división de ramas del árbol de decisiones sugerida.**

El punto medio comentado con anterioridad se utilizó como valor umbral para dividir cada rama del árbol de decisiones. Los nodos que dividen las ramas del árbol (NDVI Bajo, Lluvia Baja, Cobertura positiva alta y cobertura negativa alta) indican un mayor riesgo. Por ende, cuando el valor de alguna variable de las localidades corresponde a "SI", dicha localidad gana un nivel más de riesgo de infestación tal como lo indica la figura 35, realizada para la variable infestación sugerida.



**Figura 35: Árbol de decisiones generado para la variable sugerida.**

Luego se sumo la cantidad de veces que cada localidad presentaba un valor de variable perteneciente al grupo de infestación alta y se la categorizo en 5 grupos (tabla 8), generando una variable que representa el riesgo construido mediante este árbol (Fig. 36). Dicha variable obtuvo una correlación significativa muy elevada con la variable infestación sugerida ( $0.8098$   $p = 8.664e-06$ ) y un valor de  $R^2$  de regresión lineal significativo de  $0.6377$  ( $p = 8.664e-06$ ).

Riesgo	
EL RETIRO	4 rojos
SAN BLAS	
ALPASINCHE	3 rojos
ARAUCO	
SURIYACO	2 rojos
LOS ROBLES	
LAS TALAS	
AIMOGASTA	
CHAUPIHUASI	
SALICAS	
BAÑADOS DEL PANTANO	
SANTA CRUZ	
AMUSCHINA	
SAN PEDRO	
ANILLACO	1 rojo
CHUQUIS	
VILLA MAZAN	
SCHAQUI	
TUYUBIL	
CUIPAN	0 rojos
LOS MOLINOS	
AMINGA	
ANJULLON	

Riesgo de infestación por localidad - Árbol de decisión - Variables construida

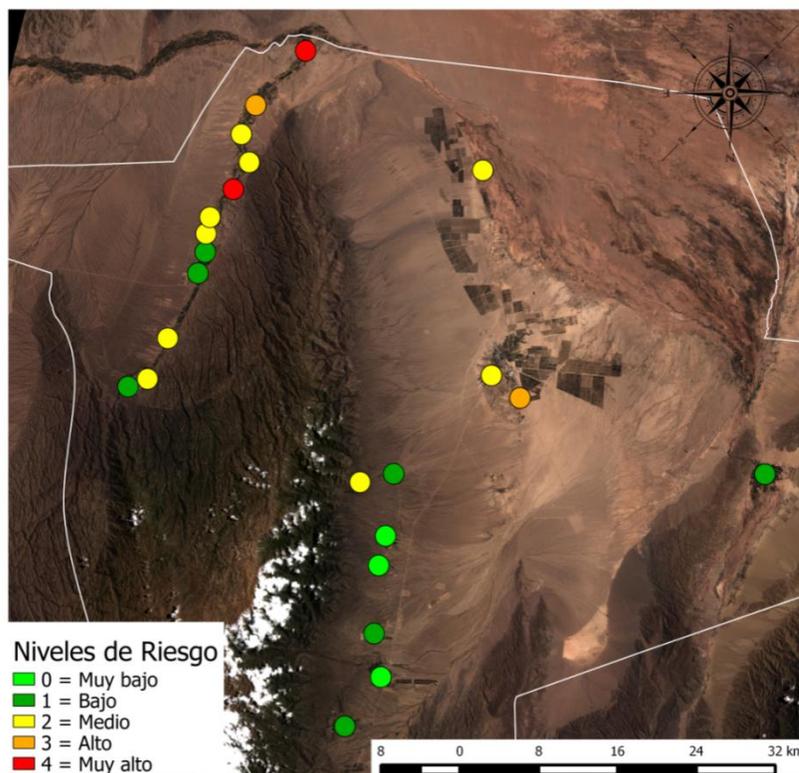


Tabla 8: Ordenamiento de localidades según su nivel de riesgo sugerido.

Figura 36: Mapa de riesgo de infestación generado con el árbol de decisiones para la variable infestación sugerida a nivel de localidad.

El mismo procedimiento se aplicó para la variable infestación real, generando las tablas 9 y 10, y su mapa de Riesgo a nivel localidad (Fig. 37), aunque en este caso la correlación con la variable infestación real fue cercana a cero (0.0596), y la regresión lineal no fue significativa (  $p > 0.1$  ).

	NDVI	Distancia a red vial	Cob. Negativa	T° Otoño	T° Primavera
infestación alta	0.29	325.07	23.9	21.00	31.10
infestación baja	0.36	224.05	20.23	19.46	28.69
Punto medio	0.32	274.56	22.06	20.23	29.89

Tabla 9: Se observa la manera en que se generó el punto medio o umbral tomado como valor para la división de ramas del árbol de decisiones para la variable real.

Riesgo	
SANTA CRUZ	4 rojos
TUYUBIL	3 rojos
AIMOGASTA	
AMINGA	
CUIPAN	
VILLA MAZAN	
SCHAQUI	
LOS MOLINOS	
CHUQUIS	2 rojos
LOS ROBLES	
ARAUCO	
BAÑADOS DEL PANTANO	
CHAUPIHUASI	
SAN BLAS	
SALICAS	
ALPASINCHE	1 rojo
AMUSCHINA	
ANILLACO	
ANJULLON	
EL RETIRO	
LAS TALAS	
SURIYACO	
SAN PEDRO	

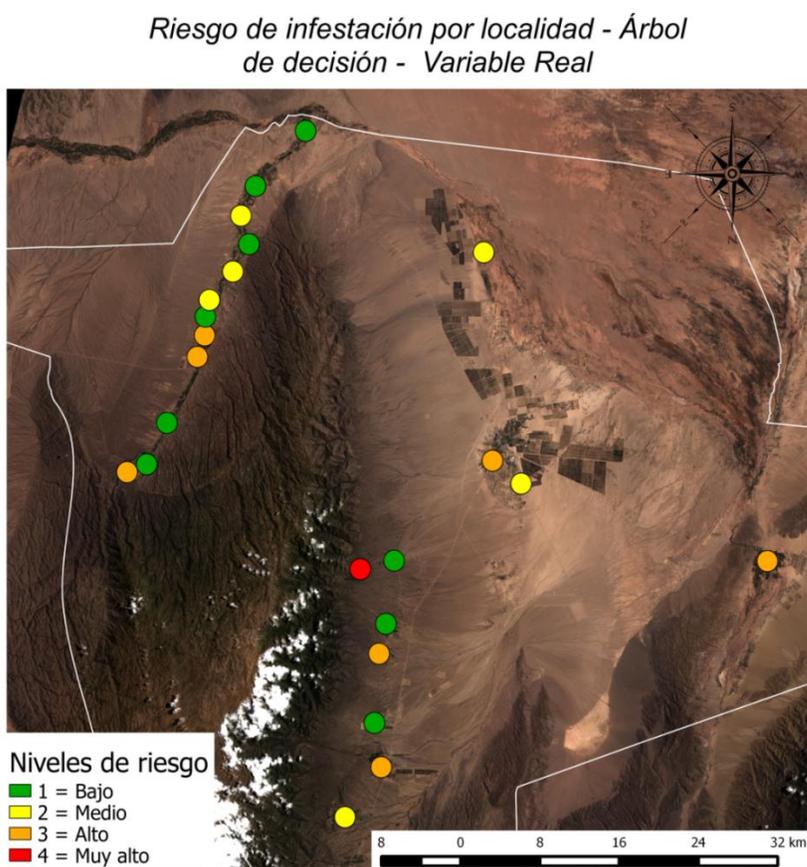


Tabla 10: Ordenamiento de localidades según su nivel de riesgo real.

Figura 37: Mapa de riesgo de infestación generado con el árbol de decisiones para la variable infestación real a nivel de localidad.

## 4.1.2 Infestación a nivel de vivienda

### 4.1.2.1 Análisis multivariado

Con el objetivo de generar los modelos de riesgo de infestación de vivienda dentro de cada localidad, se realizaron regresiones logarítmicas entre las variables dependientes Vivienda con Infestación Real y Vivienda con infestación sugerida (infestación real + control) que en este caso son dicotómicas y toman valores 0 (sin infestación) , y 1 (con infestación) y las variables independientes.

Se evaluó el ajuste de cada regresión logarítmica del análisis multivariado utilizando el Criterio de Información de Akaike (AIC en inglés) donde el mejor análisis tiene el valor más bajo AIC y difiere del siguiente mejor por al menos 2 unidades (Burnham & Anderson, 2002). El análisis de la variable presencia de triatominos en la vivienda obtuvo un valor AIC de 123.03, mientras que el valor de la variable Vivienda con Infestación sugerida fue mucho mayor (298.87).

Debido a que los resultados de los análisis multivariados no fueron satisfactorios, se utilizó el mismo procedimiento de selección multivariada de variables que a nivel de localidad para obtener las siguientes variables significativas y sus respectivos coeficientes expresados en la tabla 11 y así confeccionar los modelos de riesgo de infestación de vivienda.

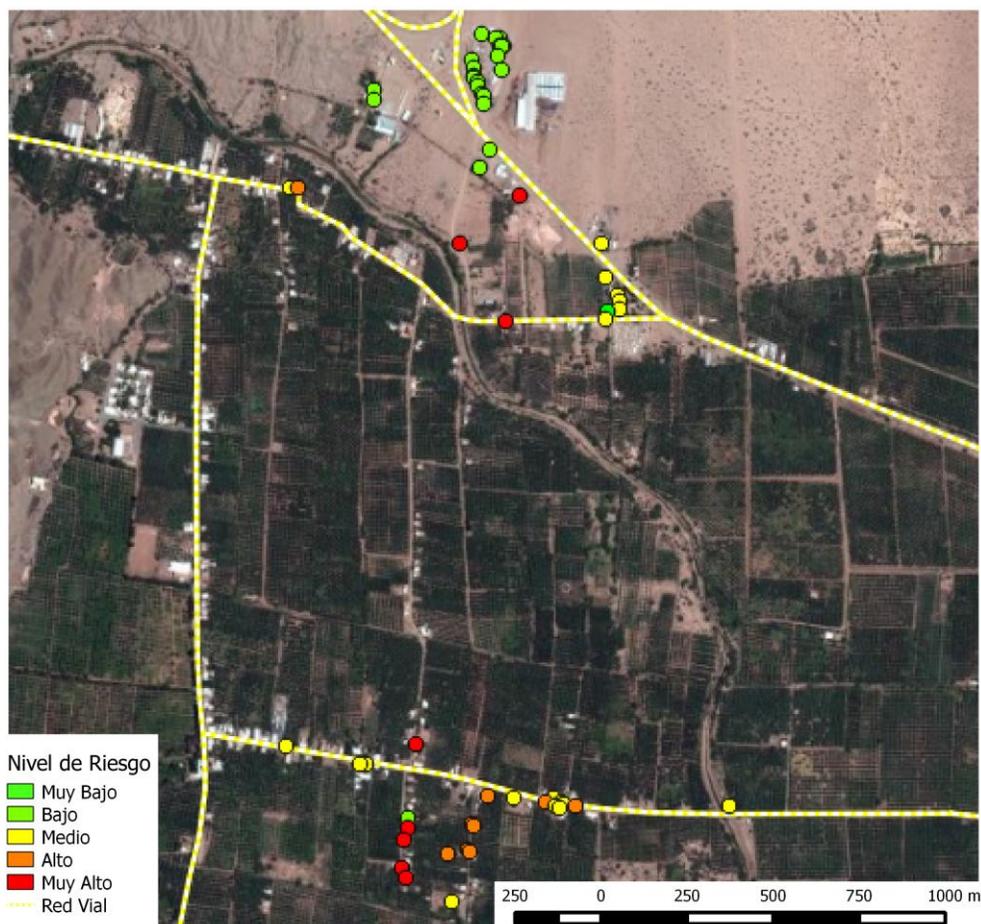
Variable real	ANI.FUERA	DIST.CAS.I	PARED	TECHO
Coeficientes	1.7334403***	-0.0017490**	1.1173918*	0.8935028*
Variable construida	ANI.FUERA	NDVIPRIM	NDVIVERA	PARED
Coeficientes	0.777039**	6.867711**	-4.535647*	0.625653*

Tabla 11: Variables elegidas automáticamente a nivel vivienda y sus respectivos coeficientes.

Códigos de significancia: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*'

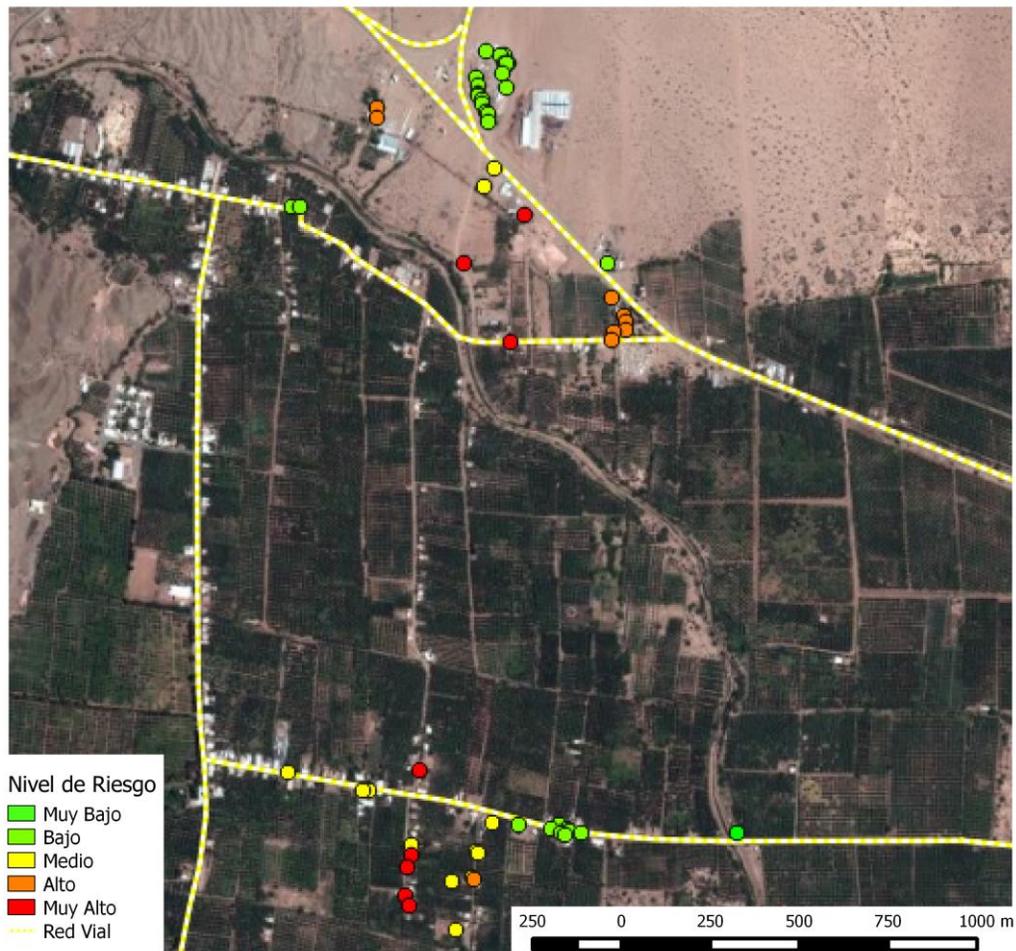
Con los coeficientes de la tabla superior se generaron 2 nuevas variables que representan el Riesgo de infestación de cada vivienda. (Figura 38 y 39). Tanto la variable riesgo de infestación sugerida como la variable riesgo de infestación real tuvieron una correlación significativas cuando fueron comparadas con la presencia del vector en la vivienda con valores p menores a 0.05 aunque los valores de dichas correlaciones no fueron elevados (0.3196 y 0.2218 respectivamente).

### *Riesgo de Infestación por Vivienda - Variable Construido*



**Figura 38: Mapa de riesgo de infestación a nivel de vivienda generado con el modelo de análisis multivariado para la variable infestación sugerida.**

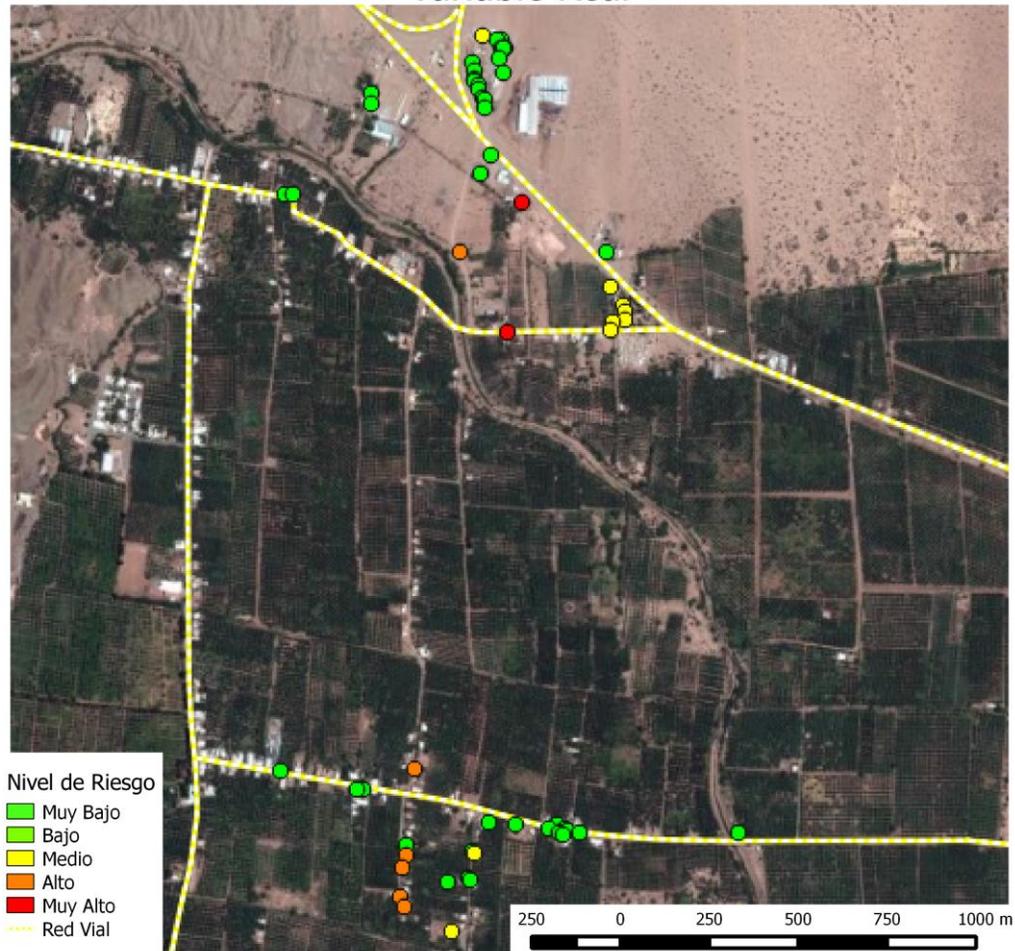
### *Riesgo de Infestación por Vivienda - Variable Real*



**Figura 39: Mapa de riesgo de infestación a nivel de vivienda generado con el modelo de análisis multivariado para la variable infestación real.**

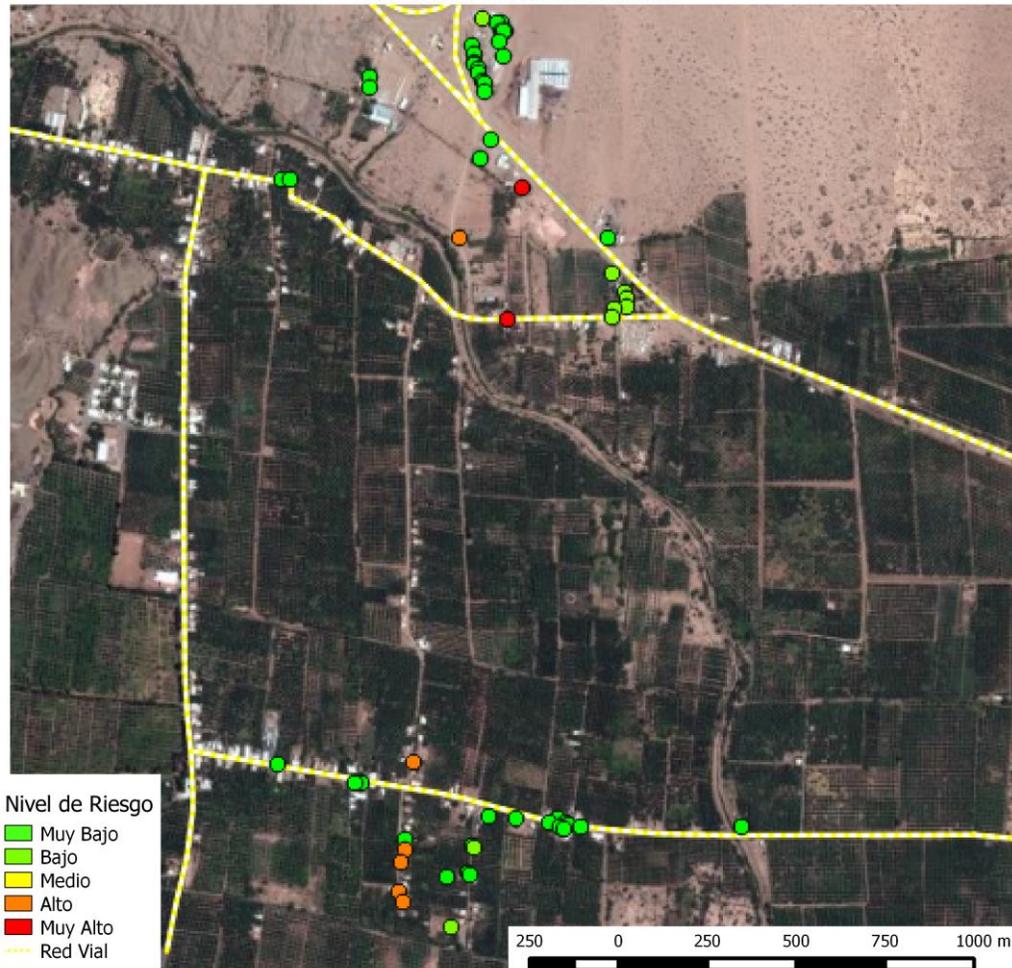
Con las variables que salieron representativas a nivel de vivienda a partir de los métodos de selección de variables, se generaron 2 árboles de decisiones no jerárquicos, los cuales se representaron en las figuras 40 y 41 en las cuales se muestra el riesgo de infestación de cada vivienda para las variable infestación real e infestación sugerida (vivienda controlada). En este caso se tomó la media de los grupos “casas infestadas” y “casas no infestadas” y el punto medio entre ambas sirvió de umbral para dividir las variables del árbol de decisiones.

*Riesgo de Infestación por Vivienda - - Árbol de decisión -  
Variable Real*



**Figura 40:** Mapa de riesgo de infestación a nivel de vivienda generado con el modelo de árbol de decisiones para la variable infestación real.

*Riesgo de Infestación por Vivienda - - Arbol de desición -  
Variable Construida*



**Figura 41: Mapa de riesgo de infestación a nivel de vivienda generado con el modelo de árbol de decisiones para la variable infestación sugerida.**

Las correlaciones de las variables obtenidas con las variables que representan la presencia del insecto dentro del domicilio (ya sean infestación real como sugerida) fueron significativas pero sus valores de correlación no son elevados (0.3884 y 0.2735 respectivamente).

## 4.2. Validación de los modelos de riesgo

Los modelos de riesgo de infestación generados fueron testeados utilizando datos provenientes del Ministerio de Salud de la Nación de la provincia de Catamarca la cual posee condiciones climáticas similares con el objetivo de verificar su efectividad tanto a nivel de localidad como domiciliar. Las variables ambientales se generaron de igual manera que las anteriores y utilizando las mismas imágenes ya que las zonas de estudios se encuentran muy cercanas entre sí, por lo que fueron cubiertas por el mismo set de imágenes.

### 4.2.1 Modelos a nivel localidad

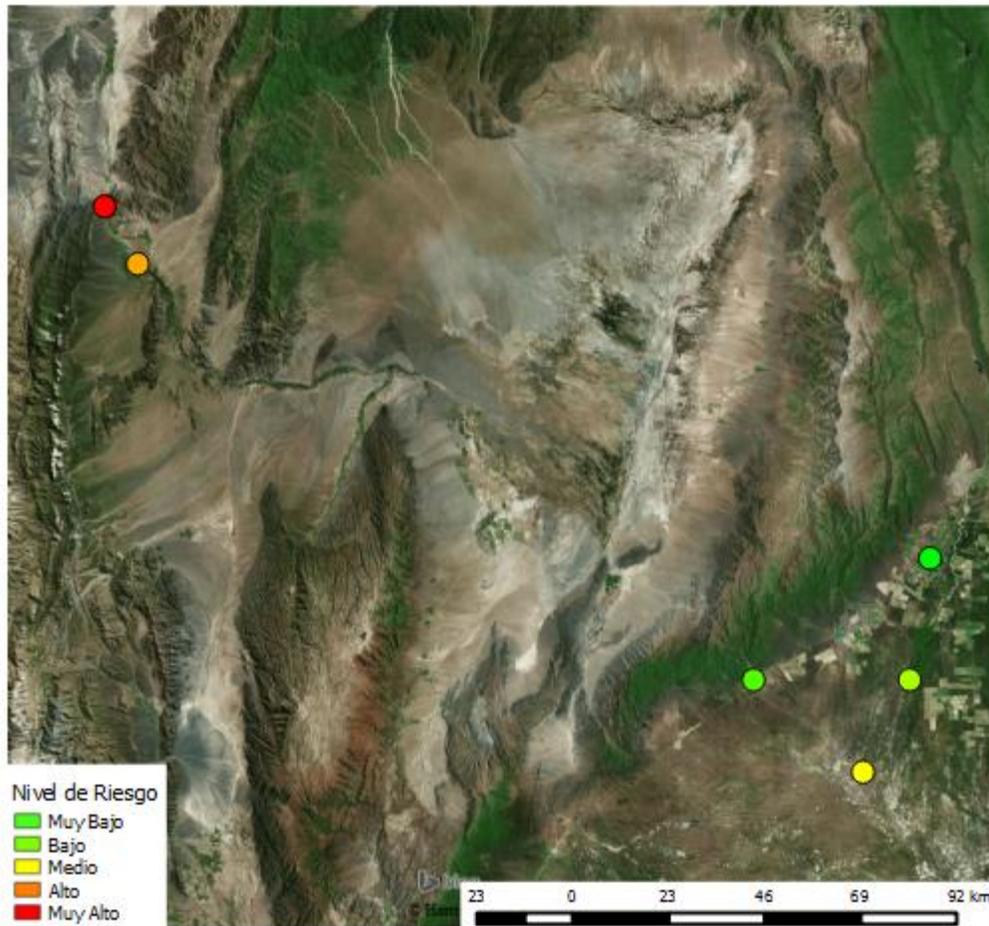
Siguiendo la metodología utilizada para la zona de estudio de La Rioja, se construyeron las variables elegidas por cada uno de los modelos para la provincia de Catamarca en sus 2 niveles de agregación (localidad y vivienda).

A nivel localidad, se generaron las figuras 42 y 43 que expresan el Riesgo de Infestación por localidad generados por los coeficientes del análisis multivariado de variable real y la variable sugerida y sus árboles de decisiones (Fig. 44 y 45). Debido a que la provincia de Catamarca presenta un bajo riesgo de infestación, se utilizó una escala diferente a la provincia de La Rioja para poder observar las variaciones predichas, por lo que sus colores y nivel de riesgo no son representativos como lo son cuando se grafica el conjunto de localidades de Catamarca y La Rioja (Fig. 46).

El número de localidades analizadas en la provincia de Catamarca no permitió realizar correlaciones de Pearson para datos normales, ya se necesita un tamaño de muestra mayor para que tenga validez, por lo que se realizó el coeficiente de correlación de Spearman que es menos sensible a los valores extremo de las muestras.

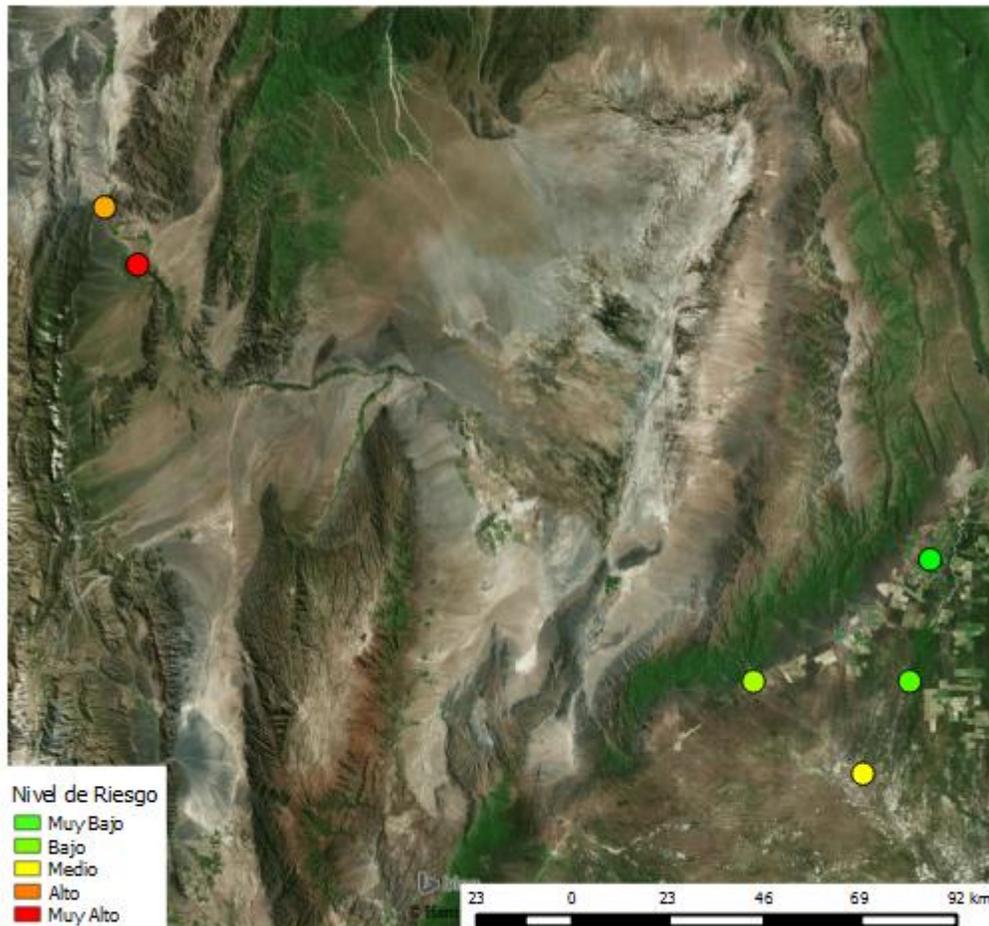
El riesgo de infestación generado para las localidades utilizando los coeficientes obtenidos a través de la variable real, obtuvo una correlación con la infestación de localidad más elevada ( $\rho=0.6571$ ) a la obtenida por el riesgo infestación generado con la variable infestación sugerida ( $\rho=0.3714$ ).

*Riesgo de Infestación por localidad - Variable Real*



**Figura 42: Mapa de riesgo de infestación generado con el modelo de análisis multivariado para la variable infestación real a nivel de localidad para Catamarca.**

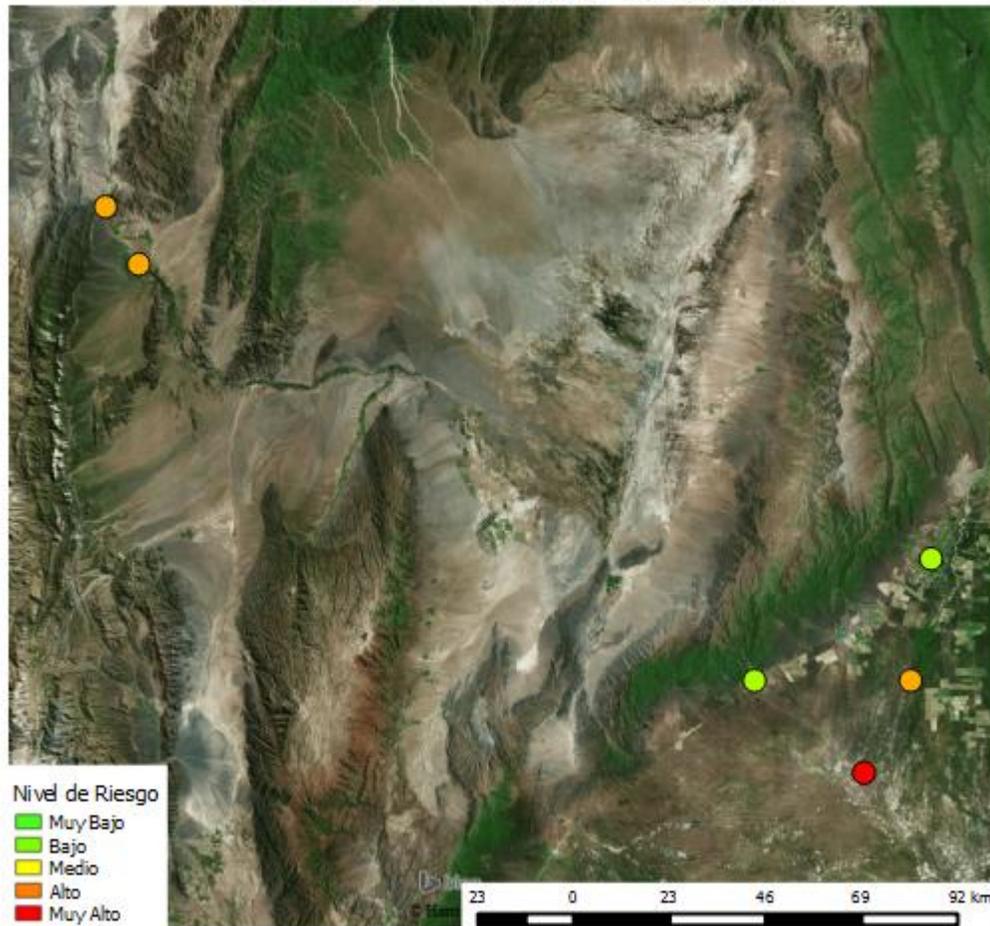
### *Riesgo de Infestación por localidad - Variable Construida*



**Figura 43: Mapa de riesgo de infestación generado con el modelo de análisis multivariado para la variable infestación sugerida a nivel de localidad para Catamarca.**

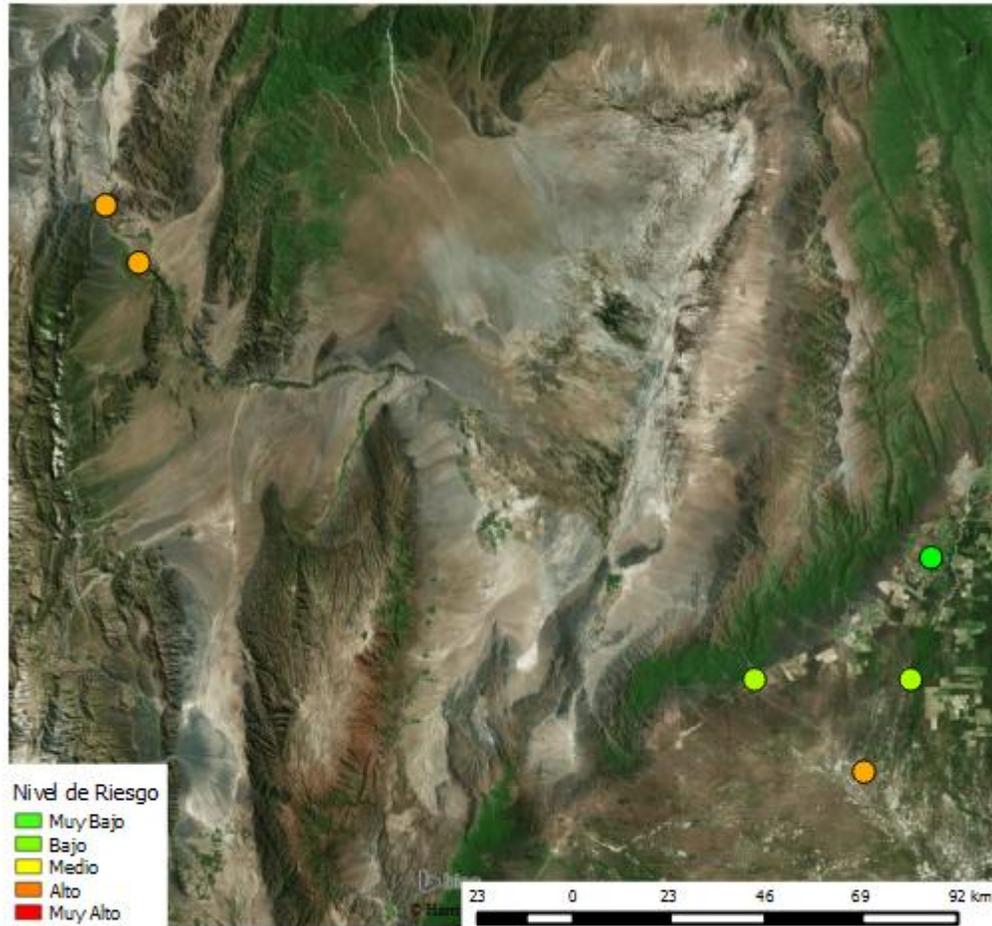
En cuanto a las variables de los árboles de decisiones, la generada con las variables elegidas para la infestación construida obtuvo una correlación superior ( $\rho=0.9258$ ) a la generada con las variables elegidas para la infestación real ( $\rho=0.6789$ ) cuando ambas se correlacionaron con la infestación de cada localidad.

*Riesgo de Infestación por localidad - Árbol de decisión - Variable Construida*



**Figura 44:** Mapa de riesgo de infestación generado con el modelo de árbol de decisiones para la variable infestación sugerida a nivel de localidad para Catamarca.

*Riesgo de Infestación por localidad - Árbol de decisión - Variable Real*



**Figura 45: Mapa de riesgo de infestación generado con el modelo de árbol de decisiones para la variable infestación real a nivel de localidad para Catamarca.**

### *Riesgo de Infestación por Localidad - La Rioja y Catamarca - Infestación Sugerida*

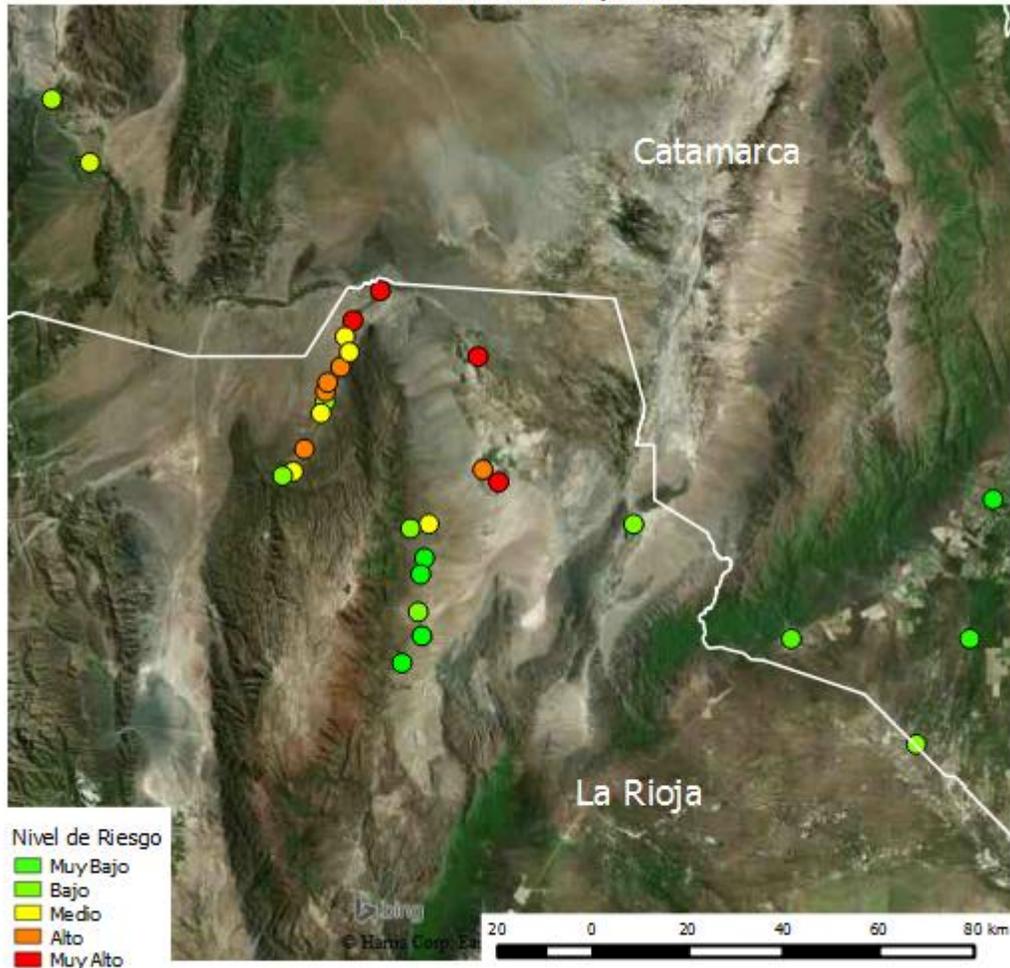
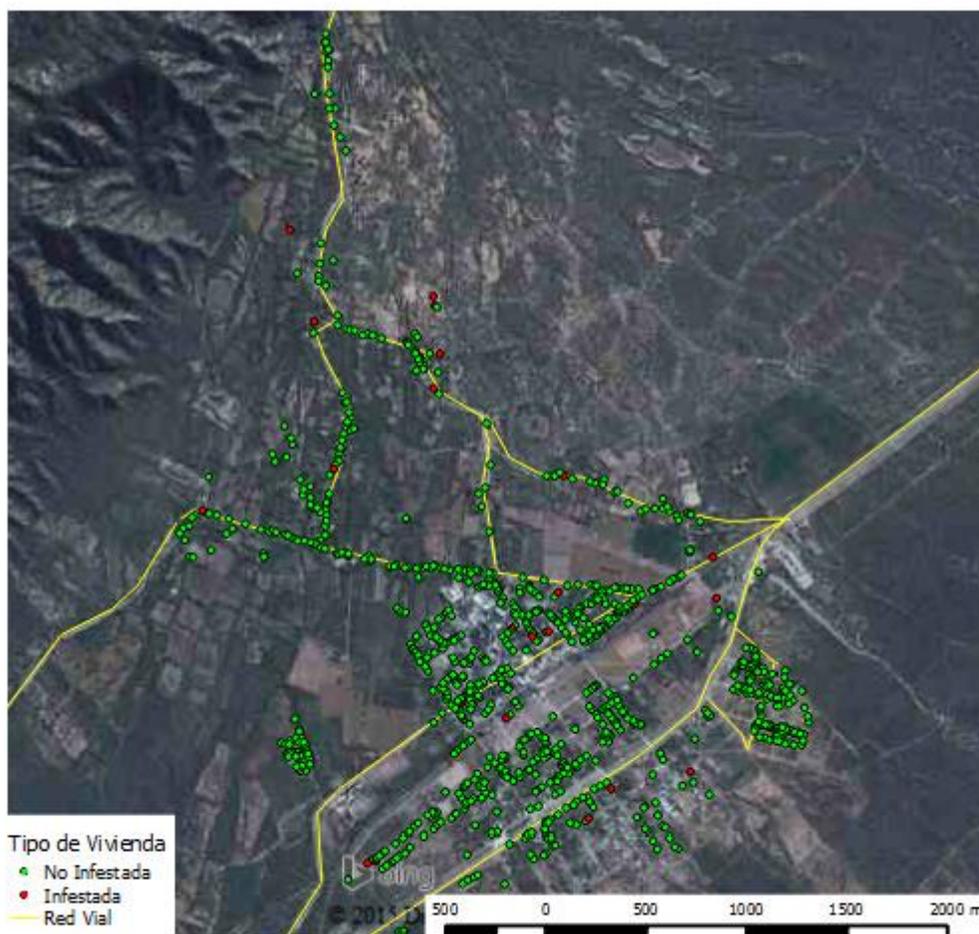


Figura 46: Mapa de riesgo de infestación generado con el modelo de árbol de decisiones para la variable infestación sugerida a nivel de localidad para toda la zona de estudio.

#### **4.2.2 Modelos a nivel Vivienda**

La distribución de las viviendas infestadas en la localidad de Catamarca con mayor número de casos, no corresponden a un patrón particular, aunque se puede observar que la proporción de casas infestadas sobre casas totales es mayor en la zona montañosa que en el valle (Fig. 47)

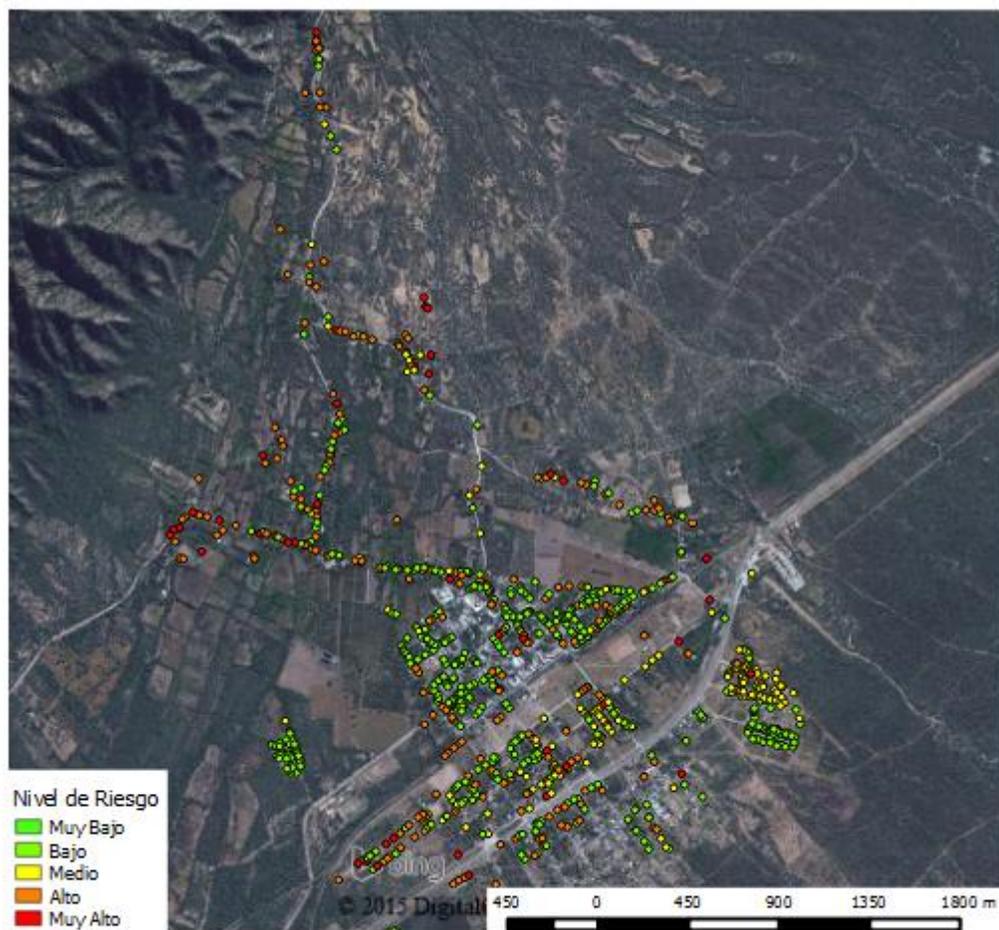
### *Viviendas Infestadas - Localidad de Catamarca*



**Figura 47: Mapa de distribución de viviendas de una localidad de Catamarca y su estado, infestada en rojo y no infestada en verde.**

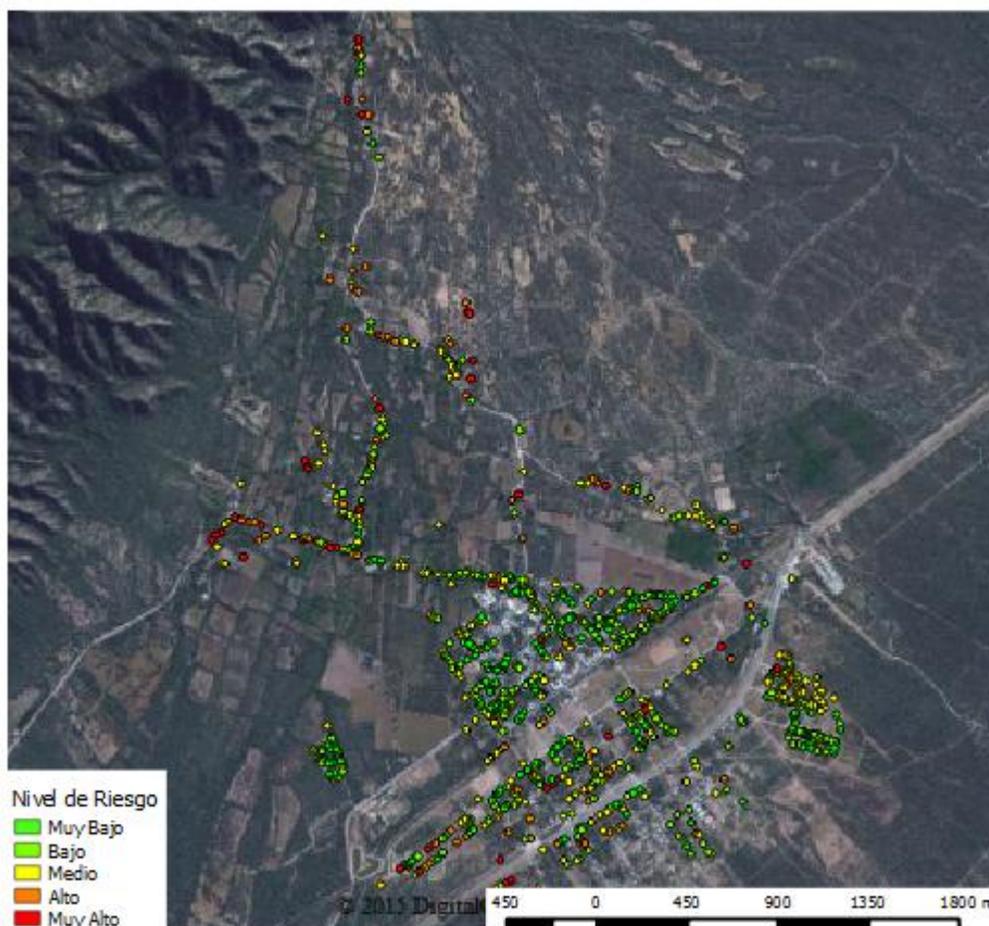
De la misma manera pero a nivel de vivienda se generaron todas las variables de Riesgo de infestación (variable real, Fig. 47; variable sugerida, Fig. 48; variable de árbol de decisión real, Fig. 49 y variable de árbol de decisión sugerida, Fig. 50 ) y se las correlacionaron con los datos reales de presencia / ausencia del vector en la vivienda. Ninguna de dichas correlaciones tuvieron un valor superior a 0.3 ni fueron significativas, al igual que con el modelo generado en la provincia de La Rioja y del cual se obtuvieron las variables y los coeficientes utilizados para generar los índices de Riesgo para Catamarca.

*Riesgo de Infestación por Vivienda - Variable Construida*



**Figura 48:** Mapa de riesgo de infestación a nivel de vivienda generado con el modelo de análisis multivariado para la variable infestación sugerida.

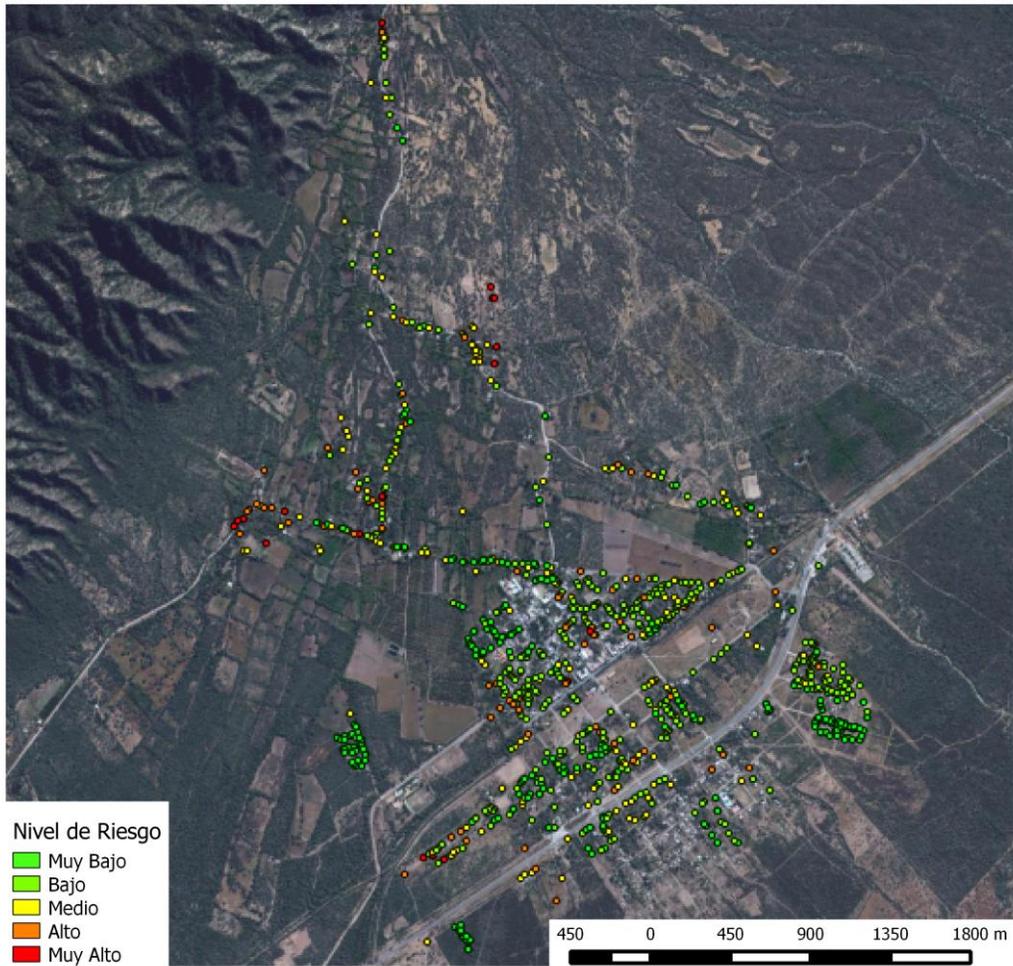
### *Riesgo de Infestación por Vivienda - Variable Real*



**Figura 49: Mapa de riesgo de infestación a nivel de vivienda generado con el modelo de análisis multivariado para la variable infestación real.**

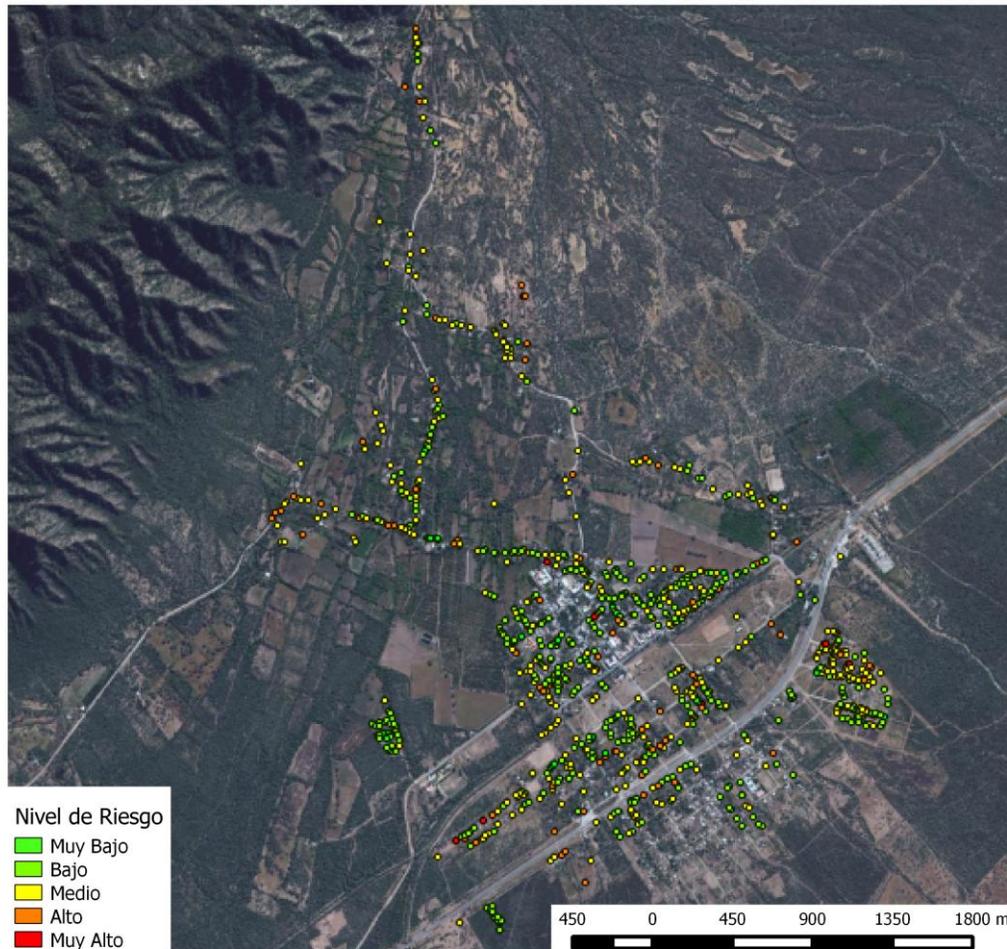
Como se observa en las figuras 49 y 50 tanto el modelo de infestación real como el de sugerida presentan elevado riesgo de infestación en las zonas montañosas. A su vez en la zona del valle hay lugares de mayor y menor riesgo, que se condicionan con las zonas donde se encuentran casas infestadas en la Fig. 51.

*Riesgo de Infestación por Vivienda - - Arbol de desición -  
Variable Construida*



**Figura 50: Mapa de riesgo de infestación a nivel de vivienda generado con el modelo de árbol de decisiones para la variable infestación sugerida.**

*Riesgo de Infestación por Vivienda - - Arbol de desición -  
Variable Real*



**Figura 51: Mapa de riesgo de infestación a nivel de vivienda generado con el modelo de árbol de decisiones para la variable infestación real.**

En cuanto a los modelos creados por los arboles de decisiones, se puede observar en las figuras 50 y 51 que la zona montañosa sigue siendo la de mayor riesgo de infestación aunque en el modelo de riesgo variable real se ve menos marcada que en los otros casos anteriores.

# Capítulo 5: Discusión y Conclusiones

---

## 5.1 Discusión

Si bien existen muchos modelos que predicen la distribución de especies vectores de enfermedades (Gorla, 2002; Porcasi *et al.*, 2005; Rotela *et al.*, 2010; Andreo *et al.*, 2014); generar un modelo de los triatomíneos domiciliarios representa un desafío, debido a su alta asociación con el hombre y su entorno, son necesarias numerosas variables para poder obtener un modelo ajustado de su distribución y de su capacidad de infestación de domicilio.

En esta tesis se partió de una base de datos analítica que unifica diferentes fuentes de información y es la base de un Sistema de Información Geográfica Nacional según un requerimiento del Programa Nacional de Chagas.

Las imágenes satelitales seleccionadas para proveer los distintos tipos de información espacial, se asociaron con datos entomológicos, de acciones de control y de infección natural y se realizó un análisis cuantitativo del riesgo de infestación a distintas escalas espaciales. El desarrollo de este modelo sigue la premisa de ser de fácil reproducción y perdurable en el tiempo a medida que se vayan actualizando los datos de entrada por el Programa Nacional de Chagas.

Además, el fin último de este trabajo es la provisión de una metodología que mediante programas como el servidor de mapas generado por la CONAE y el Ministerio de Salud (capítulo 1), permita cierta automatización en la generación de mapas de riesgo (y otros tipos de productos) que brindarían una herramienta muy importante de ayuda para la toma de decisiones de los programas de control y seguimiento epidemiológico en la región. De esta manera se apunta a reducir los costos de procesamiento de información, permitiendo optimizar el costo-beneficio de estos programas de salud pública, haciendo el

control vectorial de la enfermedad de Chagas más eficiente además de operativo y accesible a todas las provincias.

El modelo realizado en el presente estudio es una construcción integrada de variables ambientales, de distribución espacial (topográfica) y sociales que permite la ponderación de riesgo a nivel localidad con un alto grado de confianza para una región fitogeográfica definida dentro del área endémica de la enfermedad: región de Cuyo del NOA. Este modelo fue construido utilizando datos de un set variables correspondientes a la provincia de La Rioja y verificado para comprobar su robustez con otro set de datos provenientes de la provincia de Catamarca con el fin de que el modelo sea extrapolable al menos a cualquier localidad de la región de Cuyo.

Analizando con más detalle las variables seleccionadas en el modelo de riesgo de infestación a nivel localidad se observa que:

El Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) es ampliamente utilizado en los estudios de vectores, no solo para la enfermedad de Chagas (Gorla, 2002 ; Porcasi *et al.*, 2006; Vazquez-Prokopec *et al.* ,2012) sino también para otras de importancia sanitaria como Dengue (Rosa-Freitas *et al.* 2003 ; Rotela *et al.*, 2010), la malaria (Rejmankova *et al.*, 1995; Thomson *et al.*, 1999), Leishmaniasis (Thomson *et al.*, 1999\*; Elnaiem *et al.*, 2003) y el Hantavirus (Monjeau *et al.* 2011). Para el modelo desarrollado en esta tesis, el NDVI tiene una relación inversamente proporcional con la presencia de *T. infestans*: a valores elevados del mismo la infestación de la localidad disminuye. Este mismo resultado fue observado por Gorla en el año 2002, por lo que se ha asociado la presencia de la vinchuca en la vivienda con el aumento de la deforestación incluso cuando se hable de especies enteramente domiciliarias o peridomiciliarias. Las variables relacionadas al cambio de cobertura de suelo (aumento y disminución) e íntimamente relacionadas con el NDVI también fueron seleccionadas como relevantes e ingresadas al modelo de predicción de infestación. En el caso de ambas, un aumento en sus valores está relacionado a una mayor infestación por parte del triatomino. Las intervenciones

antrópicas en el peridomicilio (trabajo de la tierra o modificación del entorno) alteran el proceso de migración de los vectores entre los reservorios y las viviendas, lo que podría traer aparejado un aumento de los procesos de infestación o re infestación (Cecere *et al.* 1997; Gorla *et al.* 2005; Gürtler *et al.* 2014).

La temperatura en sus valores extremos, generalmente tiende a ser una limitante en la distribución de muchos vectores. Todos los organismos suelen estar distribuidos en temperaturas donde le es posible obtener suficiente energía para desarrollar su ciclo de vida (desarrollarse y reproducirse). Como se observó en la figura 1, la distribución de los triatomos no sobrepasa paralelo 46° Latitud Sur (Carcavallo & Martinez, 1985; Galvão *et al.*, 2003), ya que a las temperaturas bajas y el fotoperiodo corto durante los meses invernales, no le permiten completar de una manera exitosa su ciclo de vida (Carcavallo, 1999). Lo mismo ocurre con la altitud ya que a medida que aumenta, también se observa una disminución de la temperatura, a razón de un grado cada 180 metros aproximadamente. En el modelo desarrollado, se observó que la temperatura superficial de la tierra (LST) de las estaciones otoño y primavera podrían explicar parte del Riesgo de infestación. En primavera, una mayor temperatura superficial de la tierra se relaciona con aumento de triatomos en la vivienda, causa que podría deberse a la predisposición al vuelo de los insectos luego de los meses fríos invernales en busca de alimento (Schofield *et al.*, 1992; Vazquez-Prokopec *et al.* 2006). Además, la temperatura de primavera se relaciona con la velocidad en que se recuperan las poblaciones de vinchucas después del control químico (en relación a la densidad poblacional), En el caso específico de *T. infestans*, su adaptación al entorno doméstico humano es la mejor protección contra las temperaturas extremas, porque las viviendas por lo general tienen un microclima con temperaturas adaptados para el confort humano (Carcavallo, 1999).

La variable climatológica precipitación, fue utilizada para predecir la abundancia del vector *T. dimidiata* por Dumonteil y Gourbière en 2004 y asociada a la humedad del ambiente y la distribución de los triatomos por Carcavallo en 1999. Para el modelo desarrollado en esta tesis, la variable precipitación ayudó a la predicción de infestación,

mostrando que en sitios donde se registran las mayores precipitaciones, la infestación es menor, ya sea por la lluvia en si misma (barrera para la dispersión terrestre o aérea) o asociada a mayores niveles de vegetación. En Argentina las zonas de mayores índices de infestación domiciliar (y de mayor riesgo de transmisión) se encuentran en la regiones secas de las provincias de Chaco y Santiago del Estero (menos de 600 mm anuales), y presentan una re-emergencia de la transmisión vectorial de Chagas debido a un aumento de la infestación domiciliar y a una alta seroprevalencia en grupos vulnerables (Spillmann et al. 2013).

La variable "Distancia de las casas a la red vial" generada con el programa QGIS, que se utilizó en el modelo para el cálculo del riesgo de infestación, podría tener distintas implicancias en el mismo. Las viviendas más alejadas de la red vial suelen ser construcciones de menor calidad de material y no poseer los servicios básicos elementales, características asociadas a la presencia de los triatominos (Mischler *et al.*, 2012), además podrían ser más susceptibles al proceso de reinfestación al contar por lo general con un mayor peridomicilio asociado a la vivienda el cual, aumentaría la probabilidad de triatominos en él. Otra hipótesis podría ser que, al estar lejanas de una red vial, cuentan con menor acceso al control por parte de las brigadas sanitarias.

Los Arboles de decisiones, si bien han demostrado ser buenos estimadores del riesgo de infestación a nivel de localidad, son una construcción matemática en las que se utilizan el promedio de las variables elegidas para generar puntos umbrales o de corte para dividir valores que representen alto o bajo riesgo. Esto genera, como se observa comparando las figuras 33 y 37 y las figuras 34 y 36 , que la estimación de localidades de bajo riesgo sea errónea. Es decir, localidades cuyos valores de variables superaban el promedio pero que poseían una baja infestación, son estimadas como localidades de alto riesgo cuando se modelan utilizando los arboles de decisiones. Para mejorar esta estimación sería necesario ajustar los puntos umbrales de manera que sean flexibles a los valores más cercanos al promedio.

Los modelos obtenidos para un mayor nivel de desagregación de riesgo de infestación, es decir a nivel de domicilio, no tuvieron un adecuado nivel de confianza para reproducirlos y hacer predicciones acertadas. Sin embargo, las variables elegidas a través de métodos automatizados (presencia de animales en el peridomicilio y material de construcción de techos y paredes), son consideradas como fundamentales para muchos otros estudios de Riesgo de infestación por triatominos. (Bustamante *et al.* 2009, Mischler *et al.*, 2012, Veiga, 2010).

El modelo a nivel domiciliario es regular, ya que asociar variables ambientales macro geográficas a una escala tan chica como el domicilio trae aparejado errores escalares que estarían enmascarando la verdadera presencia y/o ausencia del vector. Como fue discutido por Porcasi *et al.* en el 2012, datos de alta resolución espacial pueden proporcionar información detallada sobre los procesos que conducen a la agrupación de la enfermedad, sin embargo, la toma de decisiones en el Ministerio de Salud a menudo se lleva a cabo a menor nivel de resolución, tanto en el espacio como en el tiempo, por lo que dicha escala pone en riesgo la operatividad del programa de control.

Actualmente todas las provincias tienen acceso al sistema de servidores de Mapas de Chagas donde pueden cargar regularmente datos de control basados en las planillas Chagas 6. Estos datos se visualizan de manera online en mapas simples de infestación a nivel localidad, departamentos y viviendas. A su vez se pueden descargar las bases de datos en diferentes formatos para su posterior análisis (csv, txt, dbf, entre otros). El sistema de servidores de mapas, al tratarse de una plataforma basada en SIG, añadiría los resultados del modelo automatizado generado a nivel de localidad como una capa vectorial de información. Dicha capa presentaría la información del Riesgo de Infestación de vivienda tanto Real como Sugerido, dependiendo la calidad de los datos de entrada. Además, al igual que otras variables actualmente visibles en el sistema de servidores, también se podrán visualizar las variables ambientales por separado y combinadas a elección (LST, NDVI, Distancias a red vial, precipitaciones entre otras).

De manera general, el enfoque de esta Tesis a distintas escalas y con diverso origen de variables es importante para un análisis integral de la estimación del riesgo de contraer enfermedades de transmisión vectorial.

Las técnicas de GIS y teledetección tienen un alto potencial en este tipo de estudios, para elaborar herramientas de diagnóstico y prevención, tanto espacial como temporalmente. Uno de los objetivos de este trabajo es que estas nuevas herramientas desarrolladas pasen a formar parte integral de los programas de control de ETV (direcciones locales y departamentales de salud, y el nivel central del Ministerio de Salud). Las herramientas aplicadas pueden ser ejecutadas en distintos programas de procesamiento de imágenes y de SIG gratuitos e incluso de código abierto. Estos últimos están diseñados para la captura, manipulación, análisis y despliegue de datos georeferenciados y garantizan la generación de cartografía base para usos epidemiológicos para poder realizar controles de manera precisa, eficaz y por sobre todo de aplicables efectivamente.

## 5.2 Conclusiones

Durante el desarrollo de esta tesis se hace referencia continuamente a dos tipos de variables que representan la infestación: la "Real" (referida específicamente a los datos de las planillas que indican la presencia de triatominos en el intradomicilio o en la unidad domiciliar) y la "Sugerida" (que contempla además de la presencia del triatominos, el tipo de actividad que se desarrollo durante la visita: en general la relacionada con la aplicación de insecticida). Esta última, como se dijo con anterioridad, es una suposición generada a partir de datos secundarios de la presencia de *T. infestans*, utilizada para aumentar el número de datos para generar el modelo, ya que los datos registrados al momento de esta tesis, no fueron suficientes. Sin embargo, en varias oportunidades como se observan en los resultados, el modelo generado con esta variable produjo mejores ajustes que el generado con la variable Real. Por otro lado, como se observa en la figura 29 tendería a sobreestimar en casi el doble la presencia de triatominos ya que por normativa con un

IIUD (Índice de Infestación de la Unidad. Domiciliaria) mayor a 5 % se deben tratar todas las viviendas de la localidad, aun siendo negativas (Roux *et. al.*, 2011). Esto último daría índices de infestación mayores a los reales y por lo tanto mayor riesgo.

Tomando en cuenta lo antes descrito, se puede afirmar que la variable sugerida de infestación puede ser usada en situaciones donde se carecen de datos adecuados para estimar el riesgo de infestación existente para una localidad.

La clasificación no supervisada ISODATA realizada para observar si ciertas aéreas de cada localidad son más propensas a tener mayor cantidad de viviendas infestadas que otras, no produjo ningún resultado concluyente al nivel de resolución espacial trabajado. Aunque las clases 14 y 17 dieron diferencias no atribuibles al azar, la baja resolución del satélite Landsat-8 no permitió identificar diferencias entre estas clases y otras que también se presentan como áreas urbano/rurales.

Sin embargo, una variable ambiental relacionada a la variación temporal de la cobertura vegetal en el área de estudio (obtenida por series temporales del NDVI del sensor MODIS), fue seleccionada como significativa, demostrando que, además de las variables estrictamente entomológicas, acciones de control y de caracterización de vivienda la inclusión de una variable ambiental macro también aporta a la estimación del riesgo.

A pesar de que ambos valores de AIC del análisis multivariado a nivel de vivienda fueron elevados, las variables significativas para la presencia de triatominos en la vivienda fueron similares a las seleccionadas por el método automático (pared colonizable, animales dentro de la vivienda, animales fuera de la vivienda, distancia a casa infestada, temperatura de primavera, NDVI de invierno y NDVI de primavera)

Los métodos automáticos utilizados para la selección de variables fueron eficientes y seleccionaron las variables significativas (dentro de las habitualmente utilizadas para la estimación de la distribución del vector) así como también del riesgo de infestación de viviendas y de contraer la enfermedad de Chagas.

En este trabajo se abordaron dos opciones para estimar la infestación: Los arboles de decisión (realizados con las variables seleccionadas por métodos de selección de estadística multivariada) resultaron ser buenos estimadores del riesgo de infestación, obteniendo resultados similares y hasta superiores que los índices de riesgo creados mediante modelos estadísticos (regresiones lineales) tanto para las localidades de La Rioja como para las de Catamarca utilizadas para la validación.

El trabajo presenta un importante acuerdo entre los datos utilizados para generar los modelos de riesgo y los datos utilizados para la validación. Ambos datos pertenecen a la misma región bio-geográfica (La Rioja y Catamarca).

## Capítulo 6: Sugerencias y proyecciones

---

### 6.1 Sugerencias

- Utilización de recursos (satelitales y espaciales) de mayor resolución para poder ajustar mejor el modelo a nivel domiciliario. Teniendo en cuenta que la prioridad de este estudio es realizar un modelo operativo, para este caso habría que encontrar un punto intermedio entre aumentar la resolución de los datos y su procesamiento y la factibilidad de su aplicación.
- Añadir nuevas variables sociales como accesibilidad a fuentes de agua (Mischler *et al.* 2012) nivel educativo de los integrantes del domicilio o conocimiento general del vector y de la enfermedad (Tineo Gonzalez y Ponte, 2013). También variables ambientales como velocidad y dirección del viento, relacionadas con el inicio del vuelo en los triatomíneos (Gurevitz *et al.* 2006), humedades relativas (Dumonteil y Gourbière, 2004), temperatura del aire y radiación infrarroja media (Gorla, 2002) entre otras.

## 6.2 Proyecciones

- ❖ Incluir variables relacionadas con la serología para poder estimar el riesgo de infección de la enfermedad de Chagas y no solo la probabilidad de infestación de las viviendas y las localidades. Además como se menciona con anterioridad, extender el modelo a nivel nacional, adaptándolo a cada ambiente fitogeográfico de las aéreas endémicas de la Argentina.
- ❖ Asociar el modelo con el sistema de servidores de mapas de Chagas desarrollados por la CONAE y el Ministerio de Salud de la Nación.

## Referencias Bibliográficas

---

- Abrahan, L. B., Gorla, D. E. & Catalá, S. S. Dispersal of *Triatoma infestans* and other triatominae species in the arid Chaco of Argentina - Flying, walking or passive carriage? *Mem. Inst. Oswaldo Cruz* **106**, 232–239 (2011).
- Andreo, V., Neteler, M., Rocchini, D., Provencal, C., Levis, S., Porcasi, X., Rizzoli, A., Lanfri, M., Scavuzzo, M., Pini, N., Enria, D. & Polop, J. Estimating hantavirus risk in Southern Argentina: A GIS-based approach combining human cases and host distribution. *Viruses* **6**, 201–222 (2014).
- Burnham, K. P. & Anderson, D. R. Model selection and multimodel inference: a practical information-theoretic approach. *Ecological Modelling* **172**, (2002).
- Bustamante, D. M., Monroy, C., Pineda, S., Rodas, A., Castro, X., Ayala, V., Quiñones, J., Moguel, B. & Trampe, Ranferi. Risk factors for intradomestic infestation by the Chagas disease vector *Triatoma dimidiata* in Jutiapa, Guatemala. *Cad. saude publica / Oswaldo Cruz.* **25 S. 1**, S83–S92 (2009).
- Cabrera, A.L. Regiones Fitogeográficas Argentinas. En: W.F. Kugler (ed.). *Enciclopedia Argentina de Agricultura y Jardinería*. Buenos Aires. **2(1)**, 85(1976).
- Carcavallo, R.U. & Martinez, A. Biología, ecología y distribución geográfica de los triatomos americanos. *Factores Biológicos y Ecológicos en la Enfermedad de Chagas*. Servicio Nacional de Chagas, Ministerio de Salud y Acción Social, República Argentina. **1(14)**, 149-208 (1985).
- Carcavallo, R. U. Climatic factors related to Chagas disease transmission. *Mem. Inst. Oswaldo Cruz [online]*. **94(1)**, 367-369 (1999).
- Catford, J.C. Positive health indicators towards a new information base for health promotion. *Community Medicine*. **5**, 125-132 (1983).
- Cecere, M. C., Gürtler, R. E., Canale, D., Chuit, R. & Cohen, J. E. The role of the peridomestic area in the elimination of *Triatoma infestans* from rural Argentine communities. *Rev. Panam. Salud Publica* **1**, 273–279 (1997).
- Cecere, M. C., Vazquez-Prokopec, G. M., Gürtler, R. E. & Kitron, U. Spatio-temporal analysis of reinfestation by *Triatoma infestans* (Hemiptera: Reduviidae) following

insecticide spraying in a rural community in Northwestern Argentina. *Am. J. Trop. Med. Hyg.* **71**, 803–810 (2004).

- Chuvieco, E. Teledetección ambiental. Ariel Ciencia. Barcelona, España (2002).
- Cocero Matesanz, D., García Lazaro, F. J. & Santos Preciado, J. M. Propuesta metodológica para la desagregación de variables sociodemográficas con Teledetección y SIG. *Cuad. Geográficos* **39**, 7–22 (2006).
- Cortez, M. R., Monteiro, F. A. & Noireau, F. New insights on the spread of *Triatoma infestans* from Bolivia-Implications for Chagas disease emergence in the Southern Cone. *Infect. Genet. Evol.* **10**, 350–353 (2010).
- Duda, R. O. & Hart, P. E. Pattern Classification and Scene Analysis. *Leonardo* **7**, (1973).
- Dumonteil, E. & Gourbière, S. Predicción de la abundancia y tasa de infección de *Triatoma dimidiata*: un mapa de riesgo de transmisión natural de la enfermedad de Chagas en la Península de Yucatán, México. *Revista Biomédica.* **15**, 221-231 (2004) .
- Elnaïem, D.A., Schorscher, J., Bendall, A., Obsomer, V., Osman, M.E., Mekkawi, A.M. Risk mapping of visceral leishmaniasis: the role of local variation in rainfall and altitude on the presence and incidence of kala-azar in eastern Sudan. *Am J Trop. Med. Hyg.* **68**, 10-17 (2003).
- Estudios Multicéntricos - Salud Investiga - MSN 2013. Estratificación de riesgo de transmisión de la enfermedad de Chagas. Periodo 15/05/2013 hasta 15/05/2014.
- Galvão, C., Carcavallo, R. U., da Silva Rocha, D. & Jurberg, J. A checklist of the current valid species of the subfamily Triatominae Jeannel, 1919 (Hemiptera, Reduviidae) and their geographical distribution, with nomenclatural and taxonomic notes. *Zootaxa.* **36**, 1–36 (2003).
- Germano, M. D., Santo-Orihuela, P., Roca-Acevedo, G., Toloza, A.C., Vassena, C., Picollo, M.I., Mougabure-Cueto, G. Scientific evidence of three different insecticide-resistant profiles in *Triatoma infestans* (Hemiptera: Reduviidae) populations from Argentina and Bolivia. *J. Med. Entomol.* **49**, 1355–60 (2012).
- Gorla, D. E., Abraham, L., Hernández, M. L., Porcasi, X., Hrellac, H. A., Carrizo, H., & Catalá, S. S. New structures for goat corrals to control peridomestic populations of

*Triatoma infestans* (Hemiptera: Reduviidae) in the Gran Chaco of Argentina. *Memórias Do Instituto Oswaldo Cruz*, 108(3), 352–358 (2013).

- Gorla, D.E., Catalá, S.S., Porcasi, X., Moreno, M., Abraham, L., Carrizo, H. Manejo ambiental de estructuras peridomésticas para eliminar la infestación por *Triatoma infestans* en Los Llanos de La Rioja. *Technical Report Project Nº 1002, Programa Vigía. Ministry of Health Argentina*, 7 (2005).
- Gorla, D. E. Variables ambientales registradas por sensores remotos como indicadores de la distribución geográfica de *Triatoma infestans* (Heteroptera: Reduviidae). *Ecol. Austral* **12**, 117–127 (2002).
- Guevara, J. C., Grünwaldt, E. D., Estevez, O. R., Bisigato, A. J., Biurrún, F. N., Ferrando, C. A., Chirino, C. C., Morici, E., Fernandez B., Allegretti, L. I. y Passera, C. B. Range and livestock production in the Monte Desert, Argentina. *Journal of Arid Environments* **73**, 228-237 (2009).
- Guhl, F. Chagas disease in Andean countries. in *Memorias do Instituto Oswaldo Cruz* **102**, 29–37 (2007).
- Gurevitz, J. M., Ceballos, L. A., Kitron, U. & Gürtler, R. E. Flight initiation of *Triatoma infestans* (Hemiptera: Reduviidae) under natural climatic conditions. *J. Med. Entomol.* **43**, 143–150 (2006).
- Gürtler, R. E., Cecere, M. C., Fernández, M.d.P., Vazquez-Prokopec, G.M., Ceballos, L. A. Key Source Habitats and Potential Dispersal of *Triatoma infestans* Populations in Northwestern Argentina: Implications for Vector Control. *PLoS Negl Trop Dis.* **8**(10), e3238 (2014).
- Hales, S., De Wet, N., Maindonald, J. & Woodward, A. Potential effect of population and climate changes on global distribution of dengue fever: An empirical model. *Lancet* **360**, 830–834 (2002).
- Hay, S. I. An overview of remote sensing and geodesy for epidemiology and public health application. *Adv. Parasitol.* **47**, 1–35 (2000).
- INDEC. Instituto Nacional de Estadísticas y Censos. Censo Nacional de Población, Hogares y Viviendas (2010).

- IADER. Instituto Argentino para el Desarrollo de las Economías Regionales <http://iader.org.ar/> (2011).
- Kalluri, S., Gilruth, P., Rogers, D. & M., Szczur. Review Surveillance of Arthropod (2007).
- Vector-Borne Infectious Diseases Using Remote Sensing Techniques: A Review. *PLoS Pathogens* 3(10).
- Lehane, M. J., McEwen, P. K., Whitaker, C. J. & Schofield, C. J. The role of temperature and nutritional status in flight initiation by *Triatoma infestans*. *Acta Trop.* **52**, 27–38 (1992).
- Lehane, M. J. & Schofield, C. J. Flight initiation in *Triatoma infestans* (Klug) (Hemiptera: Reduviidae). *Bull Entomol Res* **72**, 497-510 (1982).
- Miranda, Omar y Novello, Raul. Programa Nacional Frutales Documento de la Cadena Uva de Mesa. INTA (2010).
- McEwen, P. K., Lehane, M. J. & Whitaker, C. J. The effect of adult population density on flight initiation in *Triatoma infestans* (Klug) (Hemiptera, Reduviidae). *J. Appl. Entomol. Fur Angew. Entomol.* **116**, 321–325 (1993).
- McKenzie, J. A. Ecological and Evolutionary Aspects of Insecticide Resistance. *Academic Press/R.G. Landes, Austin, Texas, USA.* (1996).
- Mischler, P. *et al.* Environmental and socio-economic risk modelling for Chagas disease in Bolivia. *Geospat. Health* **6**, (2012).
- Monjeau, J. A., Rotela, C. H., Lamfri, M., Márquez, J., Scavuzzo, C. M., Stanulescu, M. Nabte, M. J., Rial, E. G. Estimating habitat suitability for potential hantavirus reservoirs in north-western Patagonia using satellite imagery: Searching for the best predictive tools. *Mamm. Biol.* **76**, 409–416 (2011).
- Noireau, F. Wild *Triatoma infestans*, a potential threat that needs to be monitored. *Mem. Inst. Oswaldo Cruz* **104**, 60–64 (2009).
- Noireau, F., Carbajal-De-La-Fuente, A. L., Lopes, C. M. & Diotaiuti, L. Some considerations about the ecology of Triatominae. *An. Acad. Bras. Cienc.* **77**, 431–436 (2005).

- Ostfeld, R. S., Glass, G. E. & Keesing, F. Spatial epidemiology: An emerging (or re-emerging) discipline. *Trends in Ecology and Evolution* **20**, 328–336 (2005).
- OPS. “Marco referencial de control hacia la interrupción de la transmisión vectorial de T. Cruzi. Guía de definiciones”, Hoja técnica N° 1. (2009)
- OPS. Definición de Variables y Criterios de Riesgos para la caracterización Epidemiológica e Identificación de Áreas Prioritarias en el Control y Vigilancia de la Transmisión Vectorial de la Enfermedad de Chagas (2004).
- Piccinali, R. V., Canale, D. M., Sandoval, A. E., Cardinal, M. V., Jensen, O., Kitron, U., Gürtler, R. E. *Triatoma infestans* bugs in southern Patagonia, Argentina. *Emerg Infect Dis* **16**, 887-889 (2010).
- Picollo, M. I., Vassena, C., Orihuela, P. S., Barriosa, S., Zaidemberg, M., Zerba, E. High resistance to pyrethroid insecticides associated with ineffective field treatments in *Triatoma infestans* (Hemiptera: Reduviidae) from Northern Argentina. *J. Med. Entomol.* **42**, 637–642 (2005).
- Porcasi, X., Catalá, S. S., Hrellac, H., Scavuzzo, M. C. & Gorla, D. E. Infestation of rural houses by *Triatoma infestans* (Hemiptera: Reduviidae) in southern area of Gran Chaco in Argentina. *J. Med. Entomol.* **43**, 1060–1067 (2006).
- Porcasi, X., Calderón, G. E., Lanfri, M., Scavuzzo, M. C., Sabbatini, M. S., Polop, J. J. Predictive distribution maps of rodent reservoir species of zoonoses in southern America. *Mastozool. Neotrop.* **12**, 199–216 (2005).
- Porcasi, X., Rotela, C. H., Introini, M. V., Frutos, N., Lanfri, S., Peralta, G., De Elia, E. A., Lanfri, M. A., Scavuzzo, C. M. An operative dengue risk stratification system in Argentina based on geospatial technology. *Geospat. Health* **6**, (2012).
- Rejmankova, E., Roberts, D. R., Pawley, A., Manguin, S. & Polanco, J. Predictions of adult *Anopheles albimanus* densities in villages based on distances to remotely sensed larval habitats. *Am. J. Trop. Med. Hyg.* **53**, 482–488 (1995).
- Romero, Amaro y Pereyra, Diego. Síntesis de Datos Agrometeorológicos Estación N° 5 Las Vizcacheras Año - 2012. INTA - EEA La Rioja (2012).
- Rolón, M., Vega, M. C., Román, F., Gómez, A. & de Arias, A. R. First report of colonies of sylvatic *Triatoma infestans* (Hemiptera: Reduviidae) in the Paraguayan Chaco, using a trained dog. *PLoS Negl. Trop. Dis.* **5**, (2011).

- Rotela, C. H., Espinosa, M. O., Albornoz, C., Lafaye, M., Lacaux, J. P., Tourre, Y. M., Vignolles, M. C., Scavuzzo, C. M. Desarrollo de mapas predictivos de densidad focal de *Aedes aegypti* en la ciudad de Puerto Iguazú (Argentina), basados en información ambiental derivada de imágenes Spot 5 HRG1. *Revista SELPER* 30, ISSN 0717-2915 (2010).
- Roux, E., de Fátima Venâncio, A., Girres, J.-F. & Romaña, C. A. Spatial patterns and eco-epidemiological systems--part I: multi-scale spatial modelling of the occurrence of Chagas disease insect vectors. *Geospat. Health* 6, 41–51 (2011).
- Schmugge, T. J., Jackson, T. J., O'Neill, P. E. and Parlange, M. B. Observations of coherent emissions from soils. *Radio Science* 33 (1998).
- Schofield, C. J., Lehane, M. J., McEwen, P., Catala, S. S. & Gorla, D. E. Dispersive flight by *Triatoma infestans* under natural climatic conditions in Argentina. *Med. Vet. Entomol.* 6, 51–56 (1992).
- Schofield, C. J., Jannin, J. & Salvatella, R. The future of Chagas disease control. *Trends Parasitol.* 22, 583–588 (2006).
- Schofield, C. J. The role of blood intake in density regulation of populations of *Triatoma infestans* (Klug) (Hemiptera: Reduviidae). *Bull. Ent. Res.* 72, 617-629 (1982).
- Schofield, C. J. *Triatominae: Biología y control*. Eurocommunica Publications, UK, 80 pp.( 1994).
- Silva, G. R. Avaliação e perspectivas da epidemiologia no Brasil. Congresso Brasileiro de Epidemiologia. *Epidemiologia e Desigualdade Social: Os Desafios do Final do Século*, Anais, pp. 108-139. Rio de Janeiro: ABRASCO. (1990).
- Silveira, A.C. & Costa, R. J. Doença de Chagas e controle do vetor: desafios atuais, habitacionais e ambientais. *Rev patol Trop* 29, 199-212 (2000).
- Silveira, A. C. Modelos factibles de vigilancia en el control de la enfermedad de Chagas. *Rev. patol. trop.* 32 (2) 175-184 (2003).

- Spillmann C., Burrone M. S., Coto, H. Análisis de la situación epidemiológica de la enfermedad de Chagas en Argentina: avances en el control, 2012. *Rev Argent Salud Pública* **4**, 40–44 (2013).
- Tauil, P. L. Urbanização e ecologia do dengue. *Cad. Saúde Pública*, vol.**17**, S99-S102 (2001).
- Thomson, M. C., Connor, S. J., D'Alessandro, U., Rowlingson, B., Diggle, P., Cresswell, M., Greenwood, B. Predicting malaria infection in Gambian children from satellite data and bednet use surveys: the importance of spatial correlation in the interpretation of results. *Am. J. Trop. Med. Hyg.* **61**, 2–8 (1999).
- Thomson, M. C., Elnaiem, D. A., Ashford, R. W. & Connor, S. J. Towards a kala azar risk map for Sudan: Mapping the potential distribution of *Phlebotomus orientalis* using digital data of environmental variables. *Trop. Med. Int. Heal.* **4**, 105–113 (1999).
- Tineo Gonzalez, E. & Ponte, C. Representaciones Sociales de la enfermedad de Chagas: dimensiones y estructura Social. *Revista de Investigación* **37(78)** 145-165 (2013).
- Vazquez-Prokopec, G. M., Spillmann, C., Zaidenberg, M., Gürtler, R. E. & Kitron, U. Spatial Heterogeneity and Risk Maps of Community Infestation by *Triatoma infestans* in Rural Northwestern Argentina. *PLoS Negl. Trop. Dis.* **6**, (2012).
- Vazquez-Prokopec, G. M., Ceballos, L. A., Marcet, P. L., Cecere, M. C., Cardinal, M. V., Kitron, U., Gürtler, R. E. Seasonal variations in active dispersal of natural populations of *Triatoma infestans* in rural north-western Argentina. *Med. Vet. Entomol.* **20**, 273–279 (2006).
- Vazquez-Prokopec, G. M., Ceballos, L. A., Kitron, U. & Gürtler, R. E. Active dispersal of natural populations of *Triatoma infestans* (Hemiptera: Reduviidae) in rural northwestern Argentina. *J Med Entomol* **41**, 614-621 (2004).
- Vector Control Initiatives. Who, how, what and where? *Nature* **465**, S8–S9 (2010).
- WHO. Control of Chagas Disease. Second report of the WHO Expert Committee. *World Health Organization Technical Report Series*. Geneva: The Organization, 1-109 (2002).

- WHO. La enfermedad de Chagas (tripanosomiasis americana) *World Health Organization Technical Report Series*. Nota descriptiva N°340 March (2015).

