



**Distribución espacio-temporal de la leishmaniasis cutánea y su asociación con las precipitaciones en el departamento de Córdoba (2014-2023) mediante herramientas SIG aplicadas a la vigilancia en salud pública**

Dina Marcela Ricardo Caldera

Trabajo de grado presentado para optar al título de Especialista en Sistemas de Información Geográfica

Asesora: Catalina Guevara Giraldo, Magíster (MSc) en Tecnologías de la Información Geográfica

Universidad de Manizales  
Facultad de Ciencias e Ingeniería  
Especialización en Sistemas de Información Geográfica - Virtual  
Manizales, Caldas, Colombia

2025

<b>Cita</b>	(Ricardo Caldera, 2025)
<b>Referencia</b>	Ricardo Caldera, D. M. (2025). <i>Distribución espacio-temporal de la leishmaniasis cutánea y su asociación con las precipitaciones en el departamento de Córdoba (2014-2023) mediante herramientas SIG aplicadas a la vigilancia en salud pública</i> [Trabajo de grado especialización]. Universidad de Manizales. RIDUM: Repositorio Institucional Universidad de Manizales.
<b>Estilo APA 7 (2020)</b>	



## Especialización en Sistemas de Información Geográfica - Virtual, II

Declaración de inteligencia artificial: el o los autores de este trabajo de grado declaran que han utilizado herramientas de inteligencia artificial (IA), tales como ChatGPT, Grammarly y Turnitin, de manera ética y responsable, tal como se establece en el Acuerdo UManizales 002 (julio 26 de 2023) sobre propiedad intelectual e IA. Estas herramientas son empleadas como apoyo en la redacción, revisión gramatical y generación de ideas, pero en ningún caso sustituyen el análisis crítico, la argumentación académica ni la originalidad del trabajo. Asimismo, cualquier contenido generado con asistencia de IA está citado y referenciado adecuadamente, garantizando la integridad académica y el cumplimiento de los principios éticos de la investigación.

El contenido de esta obra corresponde al derecho de expresión de los autores y no compromete el pensamiento institucional de la Universidad de Manizales ni desata su responsabilidad frente a terceros. Los autores asumen la responsabilidad por los derechos de autor y conexos.

## Tabla de contenido

Resumen .....	9
Abstract .....	10
Introducción .....	11
1 Planteamiento del problema .....	11
1.1 Antecedentes .....	13
2 Justificación.....	15
3 Objetivos .....	16
3.1 Objetivo general .....	16
3.2 Objetivos específicos.....	16
4 Hipótesis.....	17
4.1 Hipótesis de trabajo .....	17
4.1.1 Hipótesis nula.....	17
4.1.1.1 Hipótesis alterna.....	17
4.1.1.1.1 Variables.....	17
5 Marco teórico .....	18
5.1 Leishmaniasis .....	18
5.1.1 Leishmaniasis cutánea (LC).....	18
5.1.2 Leishmaniasis mucosa (LM).....	19
5.1.3 Leishmaniasis visceral (LV) .....	19
5.1.4 Biología del vector .....	19
5.1.5 Reservorios .....	20
5.1.6 Factores ambientales que influyen en la transmisión de la leishmaniasis .....	20
5.2 Sistemas de información geográfica aplicados a la salud publica.....	21
5.3 Modelos estadísticos aplicados en el análisis espacial.....	22

---

5.3.1 Índice de Moran (Moran's I).....	22
5.3.2 Análisis LISA (Local Indicators of Spatial Association) .....	24
5.3.3 Modelos de Regresión Espacial .....	24
6 Metodología .....	27
6.1 Enfoque metodológico .....	27
6.2 Alcance del estudio .....	27
6.3 Diseño de la investigación.....	27
6.4 Zona de estudio .....	28
6.5 Población y muestra .....	29
6.6 Procedimiento.....	29
6.6. 1 Instrumentos y técnicas de recolección de información .....	29
6.6.2 Análisis espacial.....	30
6.6.2.1 Análisis de autocorrelación espacial global (Índice de Moran) .....	30
6.6.2.2 Análisis LISA (Local Indicators of Spatial Association).....	30
6.6.2.3 Análisis de densidad de Kernel (Kernel Density Estimation - KDE) .....	31
6.6.3 Análisis climático.....	32
6.6.3.1 Interpolación espacial de las precipitaciones .....	32
6.6.3.2 Análisis de correlación y Modelado estadístico .....	33
7 Resultados .....	34
7.1 Análisis de autocorrelación espacial global (Índice de Moran) .....	35
7.2 Análisis LISA (Local Indicators of Spatial Association).....	36
7.3 Análisis de densidad de Kernel (Kernel Density Estimation - KDE) .....	39
7.4 Interpolación espacial de las precipitaciones .....	41
7.5 Análisis de correlación y modelado estadístico .....	43
7.5.1 Análisis exploratorio y correlación entre precipitación e incidencia.....	43

---

7.5.2 Modelo de regresión lineal.....	45
7.5.3. Modelo de Poisson.....	46
7.5.4 Modelo mixto de Poisson .....	46
8 Discusión .....	47
9 Conclusiones .....	50
10 Recomendaciones.....	51
Referencias .....	52

## Lista de tablas

<b>Tabla 1</b> Interpretación de los resultados del análisis LISA .....	24
<b>Tabla 2</b> Casos e incidencia acumulada de leishmaniasis cutánea por municipios (2014-2023) ...	35
<b>Tabla 3</b> Índice de Moran de la tasa de incidencia de leishmaniasis cutánea en el departamento de Córdoba 2014-2023 .....	36
<b>Tabla 4</b> Coeficiente de correlación de Spearman por año (2014-2023).....	44

## Lista de figuras

<b>Figura 1</b> Interpretación del Índice de Moran Global.....	23
<b>Figura 2</b> Casos de leishmaniasis cutánea en el departamento de Córdoba 2014-2023 .....	34
<b>Figura 3</b> Mapa del análisis LISA de la incidencia de leishmaniasis cutánea en el departamento de Córdoba 2014-2023 .....	38
<b>Figura 4</b> Mapa de densidad de Kernel para los casos de leishmaniasis cutánea en el departamento de Córdoba 2014-2023 .....	40
<b>Figura 5</b> Mapa de interpolación de la precipitación media anual en el departamento de Córdoba 2014-2023, mediante el método IDW .....	42
<b>Figura 6</b> Relación entre la precipitación anual y la incidencia de leishmaniasis cutánea en los municipios del departamento de Córdoba (2014–2023) .....	45
<b>Figura 7</b> Diagnóstico de residuos del modelo mixto.....	46

---

### Siglas, acrónimos y abreviaturas

<b>DANE</b>	Departamento Administrativo Nacional de Estadística
<b>DHIME</b>	Sistema de Información para la Gestión de Datos Hidrológicos y Meteorológicos
<b>IDEAM</b>	Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales
<b>LISA</b>	Local Indicators of Spatial Association
<b>mm</b>	Milímetro
<b>OMS</b>	Organización Mundial de la Salud
<b>SIVIGILA</b>	Sistema Nacional de Vigilancia en Salud Pública

## Resumen

La leishmaniasis cutánea es endémica en el departamento de Córdoba y representa un importante problema de salud pública que afecta principalmente a poblaciones rurales donde las limitaciones de la vigilancia epidemiológica convencional dificultan la identificación de áreas de riesgo. El objetivo de este estudio fue analizar la distribución espacio-temporal de la leishmaniasis cutánea y su asociación con las precipitaciones en Córdoba durante el periodo 2014-2023, utilizando herramientas de Sistemas de Información Geográfica (SIG). Se realizó un estudio descriptivo, retrospectivo que incluyó los casos notificados a SIVIGILA y los datos de precipitación anuales de 51 estaciones meteorológicas. Para identificar patrones espaciales de agrupamiento se aplicaron métodos de autocorrelación espacial como los índices de Moran Global y Local (LISA) y para localizar zonas críticas se utilizó la estimación de la densidad de Kernel. Para estimar la distribución espacial de la precipitación anual en municipios sin datos se utilizó la técnica de interpolación IDW. La asociación entre la incidencia y la precipitación se evaluó mediante correlaciones de Spearman por año, y se analizaron mediante modelos de regresión lineal, de Poisson y modelos mixtos con intercepto aleatorio por municipio. Se evidenciaron agrupamientos espaciales significativos, con clústeres de alta incidencia en el sur del departamento y asociaciones positivas entre precipitación e incidencia. El modelo mixto con intercepto por municipio presentó el mejor ajuste, revelando variabilidad territorial en la relación entre precipitación y enfermedad. La leishmaniasis cutánea presenta una distribución espacial no aleatoria y parcialmente asociada con la precipitación.

*Palabras clave:* Leishmaniasis cutánea, Precipitaciones, Vigilancia epidemiológica, Sistemas de información geográfica, Autocorrelación espacial

## Abstract

Cutaneous leishmaniasis is endemic in the department of Córdoba, Colombia, and represents a significant public health problem, mainly affecting rural populations. The limitations of conventional epidemiological surveillance hinder the identification of high-risk areas and the targeting of interventions. This study aimed to analyze the spatiotemporal distribution of cutaneous leishmaniasis and its association with precipitation in Córdoba from 2014 to 2023, utilizing Geographic Information System (GIS) tools. A descriptive and retrospective study was conducted, including cases reported to SIVIGILA and annual precipitation data from 51 meteorological stations. To identify spatial clustering patterns, spatial autocorrelation methods, such as Global Moran's I and Local Indicators of Spatial Association (LISA), were applied. Kernel density estimation was used to locate critical transmission zones. The IDW (Inverse Distance Weighted) interpolation method was used to estimate annual precipitation in municipalities without direct data. The association between incidence and precipitation was assessed using Spearman correlation coefficients by year and further analyzed through linear regression, Poisson regression, and mixed models with random intercepts at the municipality level. Significant spatial clusters were identified, with high-incidence clusters located in the southern region of the department. Positive associations were observed between precipitation and incidence. The mixed model with a municipality-level random intercept showed the best fit, revealing territorial variability in the relationship between precipitation and disease. Cutaneous leishmaniasis presents a non-random spatial distribution and is partially associated with precipitation.

*Keywords:* Cutaneous leishmaniasis, Precipitation, Epidemiological surveillance, Geographic Information Systems, Spatial autocorrelation.

## Introducción

### 1 Planteamiento del problema

La leishmaniasis es una enfermedad parasitaria zoonótica de transmisión vectorial, causada por diversas especies del género *Leishmania*, transmitida a los animales y humanos mediante la picadura de insectos de la familia Psychodidae (Ferro et al., 2015). La enfermedad tiene diferentes manifestaciones clínicas, agrupadas en tres formas: cutánea, mucosa/mucocutánea y visceral (Gutierrez et al., 2024). Su presencia está directamente vinculada a la pobreza, desplazamiento de las poblaciones, cambios ambientales como la urbanización, la deforestación, la penetración del hombre en zonas selváticas (Ferro et al., 2015; Hernandez et al., 2019), además los cambios climáticos que influyen en las temperaturas y las precipitaciones, que afectan el tamaño y la distribución geográfica de las poblaciones de los insectos vectores que inciden en la diseminación de la enfermedad (OMS, 2023)

A nivel mundial, la leishmaniasis es una de las enfermedades tropicales desatendidas con más de 12 millones de personas infectadas, De acuerdo con la Organización Mundial de la Salud (OMS) 99 países son endémicos para esta enfermedad y el 85% de los casos registrados de leishmaniasis cutánea se concentran en 9 países entre los cuales se encuentran Brasil, Colombia y Perú (OPS, 2023).

Colombia es un país endémico para la leishmaniasis, En el año 2021, se registraron 6.208 casos, de los cuales el 98,6 % correspondían a leishmaniasis cutánea, el 1,3 % a leishmaniasis mucosa y el 0,1 % leishmaniasis visceral. En el año 2022, se reportaron 5.755 casos con una distribución similar: 98,2 % cutánea, 1,6 % mucosa y 0,2 % visceral; La leishmaniasis visceral es endémica en 47 municipios de 10 departamentos del país. Durante 2022, se confirmaron varios casos esta forma clínica en los departamentos de Bolívar, Córdoba, La Guajira, Tolima y Sucre, departamentos con antecedentes de brotes. Además, se identificaron nuevos focos en el municipio de Albania del departamento de la Guajira y los municipios de Puerto Escondido y San Bernardo del Viento en el departamento de Córdoba (INS, 2024b). Estos hallazgos pueden estar relacionados con la dinámica de transmisión de la enfermedad influenciada por factores sociales, ambientales y

eco-epidemiológicos. En 2023 el número total de casos de leishmaniasis disminuyó a 4.830 casos, pero se reportaron casos en lugares que anteriormente no eran endémicos para la enfermedad (OMS, 2023).

A nivel nacional, el departamento de Córdoba se destaca como uno de los que reporta más casos de leishmaniasis cutánea al Sistema de Vigilancia en Salud Pública SIVIGILA. En 2023 el departamento notificó 171 casos de esta forma clínica y en el año 2024 en la semana 48 se han reportado 168 casos (INS, 2024a). Si bien se ha mostrado una disminución de los casos de leishmaniasis en el departamento de Córdoba se ha visto que ha aumentado la diseminación de esta infección a municipios que anteriormente no eran foco de leishmaniasis cutánea infección, por lo que es importante analizar como influyen las variables ambientales en la transmisión y diseminación de esta enfermedad (INS, 2024b)

Los sistemas de vigilancia epidemiológica se han basado en el registro y conteo de casos sin una integración espacial o un análisis de factores ambientales asociados, lo que limita la identificación de patrones geográficos y temporales que podrían contribuir a la detección temprana de brotes y a la planificación de intervenciones en salud pública. El uso de herramientas de sistemas de información geográfica permite una visualización y análisis más precisos de la distribución espacial de la enfermedad y su relación con variables climáticas.

## 1.1 Antecedentes

La investigación sobre las enfermedades transmitidas por vectores en los últimos años ha avanzado con estudios que involucran la epidemiología, los factores ambientales y la distribución espacial y temporal con el uso de los sensores remotos y los sistemas de información geográfica (SIG) como herramientas aplicadas a la salud pública y la epidemiología ambiental, permitiendo comprender interacciones entre variables ambientales y la diseminación de estas enfermedades mediante la identificación de patrones, factores y zonas de riesgo, ayudando a desarrollar estrategias de monitoreo, vigilancia e intervención (Javaid et al., 2023; Masimalai, 2014).

Estudios realizados por (Altamiranda-Saavedra et al., 2020; Firouraghi et al., 2023; Ghatee et al., 2023; Lu et al., 2024; Maracy et al., 2021; Ullah et al., 2023) en Irán y Pakistán sobre factores ambientales y sociodemográficos asociados con leishmaniasis cutánea utilizando Sistemas de Información Geográfica y análisis espaciales sugiere que el aumento de las precipitaciones y de la temperatura, así como las bajas altitudes, se asociaron con la presencia de leishmaniasis cutánea, detectando zonas de alto riesgo de infección, proporcionando así información importante para que los sectores de salud pública desarrollen intervenciones.

En 2006 (González et al., 2006) realizó uno de los primeros mapas de distribución de los vectores de *Leishmania infantum* en Colombia, estableció mediante mapas una asociación de la distribución de *L. longipalpis* y *L. evansi* con localidades con cobertura vegetal de bosque seco tropical y que el alto grado de deforestación favorecía el aumento de algunas poblaciones de vectores en zonas cercanas a asentamientos rurales.

En 2015 (Ferro et al., 2015) realizó la actualización de la distribución de especies de vectores en Colombia y analizó la relación entre la distribución de los vectores, el clima, el uso del suelo y la prevalencia de leishmaniasis cutánea, uno de los hallazgos más relevantes fue que la distribución de los vectores predominaba en áreas perturbadas, con pérdida de la cobertura terrestre original, además resaltaron la importancia del uso de mapas de distribución como herramienta para el desarrollo de estrategias de prevención y control de enfermedades.

En 2018 (Herrera et al., 2018) describió la distribución geoespacial-temporal de la leishmaniasis cutánea en Colombia y se identificaron las regiones del país en las que se deben establecer medidas de prevención para controlar la enfermedad, además destaco que el fortalecimiento de la vigilancia en salud pública en las regiones se podrían desarrollar modelos predictivos que puedan guiar con mayor precisión.

En 2019 (Hernandez et al., 2019) exploró la asociación entre factores socioeconómicos y demográficos con la distribución espacial de los casos de leishmaniasis cutánea en Colombia encontró que las actividades humanas como la deforestación vinculada a la agricultura, la producción ganadera y las actividades mineras son clave para la diseminación de la infección en el país.

(Castillo-Castaneda et al., 2021) incluyo datos demográficos, la distribución espacial y temporal de los casos de leishmaniasis visceral y la asociación de la distribución del vector de las especies de *Leishmania*, mostró una variabilidad temporal y espacial asociada a la aparición de casos en nuevos escenarios, evidenciando la necesidad de monitorear y priorizar áreas con cambios en los factores ambientales, climáticos, migraciones humanas y cambios en las actividades económicas para mejorar las acciones de prevención y control.

(Munoz Morales et al., 2024) exploró cómo la temperatura y la lluvia influyeron en la incidencia de la leishmaniasis cutánea en 15 municipios colombianos entre 2017 y 2019. Los hallazgos sugieren que las variaciones de temperatura y lluvia pueden influir en el comportamiento de la enfermedad, en áreas con climas no estacionales como Colombia afectando principalmente la ecología del vector y del parásito.

En el departamento de Córdoba se han realizado varios estudios sobre leishmaniasis (García Leal et al., 2022; Gonzalez et al., 2018; Patino-Londono et al., 2017), pero estos estudios no han incluido el uso de los sistemas de información geográfica, dado esto el presente estudio pretende realizar un análisis integral que combine datos epidemiológicos y las precipitaciones para identificar patrones espaciotemporales y áreas prioritarias de intervención.

## 2 Justificación

La leishmaniasis cutánea representa un problema de salud pública en el departamento de Córdoba, donde las condiciones ambientales, sociales y territoriales favorecen su transmisión. En Colombia, existe el Sistema Nacional de Vigilancia en Salud Pública (SIVIGILA), encargado de recopilar y proporcionar información oportuna sobre eventos que afecten la salud de la población, con el fin de orientar la formulación de políticas, apoyar la toma de decisiones en prevención y control de enfermedades, evaluar las intervenciones en salud pública y optimizar el uso de los recursos (INS, 2025).

Actualmente SIVIGILA proporciona información valiosa, pero esta se limita a análisis agregados que no consideran la distribución espacial de los casos ni la influencia de factores ambientales y determinantes sociales. Por lo anterior la implementación de los SIG permitiría georreferenciar casos, identificar patrones espaciales, zonas de riesgo, y clústeres de enfermedades, así como superponer variables ambientales, sociales y demográficas. Esta visión integral facilitaría el desarrollo de sistemas de alerta temprana, la focalización de las intervenciones y la optimización de los recursos disponibles.

La integración de datos epidemiológicos y climáticos mediante el uso de herramientas SIG constituye una estrategia clave para fortalecer la vigilancia y control de las enfermedades transmitidas por vectores. En esta investigación el análisis espacio temporal de los casos de leishmaniasis permitirá identificar zonas de alta incidencia y comprender como las precipitaciones influyen en la dinámica de transmisión. La información generada será útil para contribuir a la toma de decisiones en salud pública, mediante mapas temáticos, análisis estadísticos y modelos predictivos que orienten las intervenciones y la asignación eficiente de los recursos disponibles.

### **3 Objetivos**

#### **3.1 Objetivo general**

Analizar la distribución espacio-temporal de la leishmaniasis cutánea y su asociación con las precipitaciones en el departamento de Córdoba (2014-2023) mediante herramientas SIG aplicadas a la vigilancia en salud pública.

#### **3.2 Objetivos específicos**

Identificar patrones espaciales de la incidencia de la leishmaniasis cutánea en el departamento de Córdoba mediante densidad de Kernel y análisis de autocorrelación espacial.

Estimar la precipitación media anual en el departamento de Córdoba durante el periodo 2014-2023, utilizando técnicas interpolación geoespacial.

Evaluar la asociación entre la incidencia de la leishmaniasis y las precipitaciones mediante, análisis de correlación y modelos estadísticos.

## 4 Hipótesis

Existe una asociación espacial y estadísticamente significativa entre la precipitación media anual y la incidencia de leishmaniasis cutánea en los municipios del departamento de Córdoba durante el periodo 2014-2023.

### 4.1 Hipótesis de trabajo

#### 4.1.1 Hipótesis nula

No existe una asociación estadísticamente significativa entre la precipitación media anual y la incidencia de la leishmaniasis cutánea en los municipios del departamento de Córdoba durante el periodo 2014-2023.

**4.1.1.1 Hipótesis alterna.** Existe una asociación estadísticamente significativa entre la precipitación media anual y la incidencia de leishmaniasis cutánea en los municipios del departamento de Córdoba durante el periodo 2014-2023.

**4.1.1.1.1 Variables.** Las variables del estudio son las siguientes:

*Variable dependiente:* Incidencia de leishmaniasis cutánea - número de casos nuevos por 100.000 habitantes por municipio y año, variable cuantitativa continua.

*Variable independiente:* Precipitación media anual – promedio anual de lluvias interpoladas por municipio (mm), variable cuantitativa continua.

*Variable espacial:* municipio – unidad político-administrativa georreferenciada, variable cualitativa nominal

*Variable temporal:* Año – periodo de ocurrencia de casos y registro de precipitaciones, variable cualitativa ordinal

## 5 Marco teórico

### 5.1 Leishmaniasis

La leishmaniasis es una enfermedad transmitida por vectores, causada por parásitos del género *Leishmania*, que infectan a los humanos y animales mediante la picadura de un insecto flebotomíneo hembra, perteneciente al género *Lutzomyia*. La infección en los humanos se puede dar a partir de parásitos de un reservorio animal (ciclo zoonótico) o de parásitos que el insecto vector ha tomado de otro hospedero humano (ciclo antroponótico) (INS, 2024b).

El género *Leishmania* está conformado por aproximadamente 25 especies que se agrupan en los tres subgéneros *Leishmania*, *Viannia* y *Sauroleishmania*, de acuerdo con la localización del parásito en el intestino del vector, a la distribución geográfica de la especie y las diversas manifestaciones clínicas inducidas por cada parásito (Steverding, 2017).

Las manifestaciones clínicas muestran gran variabilidad de acuerdo con la especie parasitaria, la respuesta inmune del hospedero y la fase evolutiva de la enfermedad. Las manifestaciones clínicas son: leishmaniasis cutánea, mucosa (mucocutánea) y visceral (Ferro et al., 2015; Gutierrez et al., 2024)

#### 5.1.1 *Leishmaniasis cutánea (LC)*

La leishmaniasis cutánea se produce lesiones cutáneas que pueden manifestarse como lesiones cerradas como pápulas, nódulos que pueden presentar un aspecto verrugoso, o en forma de ulcerada. En Colombia, La úlcera típica se presenta de forma redondeada, con bordes elevados, tejido eritematoso, un borde bien definido, un centro granulomatoso limpio y una base infiltrada. Estas lesiones generalmente no producen dolor y son de crecimiento lento. En los casos de sobreinfección bacteriana son dolorosas con fondo necrótico. La enfermedad puede evolucionar a una forma crónica después de doce semanas sin que la úlcera cierre (INS, 2024b).

### **5.1.2 *Leishmaniasis mucosa (LM)***

La leishmaniasis mucosa o mucocutánea se origina de la diseminación linfohematógena del parásito y puede aparecer simultáneamente con lesiones cutáneas después de dos a tres años posteriores a las lesiones en piel. Esta forma de leishmaniasis afecta las mucosas de las vías respiratorias superiores, nariz, faringe, boca, laringe, tráquea. Aproximadamente del 3 al 5% de los pacientes con leishmaniasis cutánea pueden posteriormente desarrollar lesiones mucosas. Los síntomas clínicos pueden incluir hiperemia nasal, formación de nódulos, rinorrea y úlceras posteriores. La mucosa del tabique nasal es el sitio más frecuentemente afectado (INS, 2024b). Este tipo de leishmaniasis produce la destrucción de la mucosa, causando deformaciones que pueden conducir a la estigmatización social.

### **5.1.3 *Leishmaniasis visceral (LV)***

La leishmaniasis visceral se caracteriza afección del sistema retículo endotelial, que afecta niños menores de 5 años y personas con inmunosupresión. Las características clínicas más frecuentes son fiebre, anemia, leucopenia, trombocitopenia, hepatomegalia, esplenomegalia, poliadenopatías y debilidad progresiva. La fiebre asociada a esta enfermedad tiene un comienzo gradual o abrupto, además pueden manifestarse simultáneamente infecciones respiratorias y diarrea. Cuando los pacientes no reciben tratamiento oportuno esta enfermedad puede llegar a ser mortal (INS, 2024b).

### **5.1.4 *Biología del vector***

Los vectores de *Leishmania* son hembras hematófagas que pertenecen a la familia *Psychodidae*, y específicamente a la subfamilia *Phlebotominae*, se conocen 500 especies y solo 31 son vectores de especies patógenas y 43 como probables vectores. Estos insectos se caracterizan por tener diversos hábitats. Tiene predilección por ambientes húmedos y oscuros como los son algunos lugares de las selvas tropicales, aunque también pueden habitar en regiones desérticas, madrigueras de roedores o dentro de las viviendas. Durante sus actividades de alimentación, su saliva se introduce en el torrente sanguíneo del huésped vertebrado, de forma concomitante con la

inoculación de parásitos, que consisten en compuestos vasodilatadores, antihemostáticos, antiinflamatorios o inmunosupresores, que aumentan el flujo sanguíneo en el sitio de la picadura e inhiben las funciones microbicidas de los macrófagos receptores, promoviendo la infección (Steverding, 2017).

### ***5.1.5 Reservorios***

Las leishmaniasis pueden clasificarse en dos categorías, de acuerdo con el origen de la infección humana: La zoonótica, en la que los huéspedes reservorios comprenden animales salvajes, comensales o especies domesticadas, y la antroponótica, caracterizada por el ser humano como huésped reservorio

Un reservorio constituye un sistema que incluye una o más especies de mamíferos que son responsables de mantener el parásito en la naturaleza, cada especie hospedera desempeña una función distinta en la transmisión en el tiempo y espacio. El rasgo de la competencia de transmisibilidad es un factor que modifica el curso de la infección en dentro de un huésped en particular, lo que permite que una especie o individuo puede asumir diferentes roles en la epidemiología de un parásito a lo largo de su vida; los reservorios de mantenimiento se definen como aquellos mamíferos que pueden ser infectados y albergar el parásito, mientras que los hospederos amplificadores son aquellos mamíferos que además de mantener la infección, presentan características que mejoran la transmisión (Hodo & Hamer, 2017)

### ***5.1.6 Factores ambientales que influyen en la transmisión de la leishmaniasis***

Los factores ambientales influyen significativamente en la transmisión de la leishmaniasis, en particular a través de sus efectos sobre las poblaciones de vectores y la exposición humana. La interacción del cambio climático, la urbanización y las condiciones socioeconómicas crea entornos propicios para la propagación de la enfermedad (OMS, 2023).

Los factores ambientales como el cambio climático, la deforestación y la urbanización influyen significativamente en la transmisión de la leishmaniasis al alterar los patrones de reproducción de los flebotomos, ampliar su área de distribución geográfica y aumentar el contacto

entre humanos y vectores, lo que facilita la propagación de los parásitos de *Leishmania* entre humanos y animales (Cosma et al., 2024).

Además, también se ha encontrado que la proximidad a la basura, las viviendas rurales, la altitud, la cercanía a fuentes de agua, la temperatura, las precipitaciones, la humedad y las actividades agrícolas influyen significativamente en la transmisión de la leishmaniasis al crear condiciones óptimas para la proliferación de vectores y sus reservorios. El aumento de las temperaturas y de los niveles específicos de humedad se ha relacionado con una mayor incidencia de leishmaniasis cutánea (Saadene et al., 2023).

## **5.2 Sistemas de información geográfica aplicados a la salud pública**

Los sistemas de información geográfica (SIG) han surgido como herramientas fundamentales en la vigilancia epidemiológica, al facilitar la captura, gestión, análisis y visualización de datos espaciales y temporales relacionados con eventos en salud pública. En el estudio de las enfermedades infecciosas, los SIG facilitan el monitoreo en tiempo real y la geolocalización de los casos, lo que posibilita identificar zonas de alta transmisión, hacer seguimiento de la propagación de los brotes, reconocer patrones espaciales y detectar agrupamientos que indican áreas de mayor riesgo. además, estas herramientas contribuyen a la planificación estratégica y focalización de intervenciones sanitarias, al permitir priorizar áreas vulnerables y asignar recursos de manera eficiente (Saran et al., 2020)

además, hacen posible la integración de modelos predictivos y simulaciones, lo cual resulta útil para anticipar brotes, evaluar el impacto de escenarios hipotéticos y analizar la influencia de factores climáticos, sociales y ambientales en la distribución de las enfermedades. Esta capacidad analítica no solo mejora la comprensión del comportamiento epidemiológico, sino que también fortalece la comunicación de los riesgos a la comunidad y las autoridades, optimizando la respuesta de los sistemas de salud (Cuadros et al., 2024).

Los SIG en salud pública ha ido evolucionando significativamente, dado que inicialmente se restringían a la representación cartográfica de casos y actualmente estos se integran con bases de datos demográficas, ambientales y de salud, permitiendo el desarrollo de modelos predictivos y

sistemas de alerta temprana. Esta integración ha sido esencial para la gestión de brotes epidémicos recientes, como la pandemia por Covid-19, donde los SIG permitieron el monitoreo en tiempo real de la propagación del virus y la identificación de áreas críticas de atención (Saran et al., 2020).

En el caso de las enfermedades transmitidas por vectores como la leishmaniasis estos sistemas ayudan a correlacionar la distribución espacial de los casos con factores ambientales como la temperatura, humedad, precipitaciones, altitud, cobertura vegetal entre otros. Facilitando la comprensión de las dinámicas ecológicas de transmisión y permite la planificación de intervenciones más eficientes (Ghatee et al., 2023; Gutierrez et al., 2024; Hernandez et al., 2019; Herrera et al., 2018; Lu et al., 2024; Machado da Silva et al., 2011; Maracy et al., 2021; Munoz-Ortiz et al., 2024; Ovalle-Bracho et al., 2019; Saadene et al., 2023; Ullah et al., 2023).

### **5.3 Modelos estadísticos aplicados en el análisis espacial**

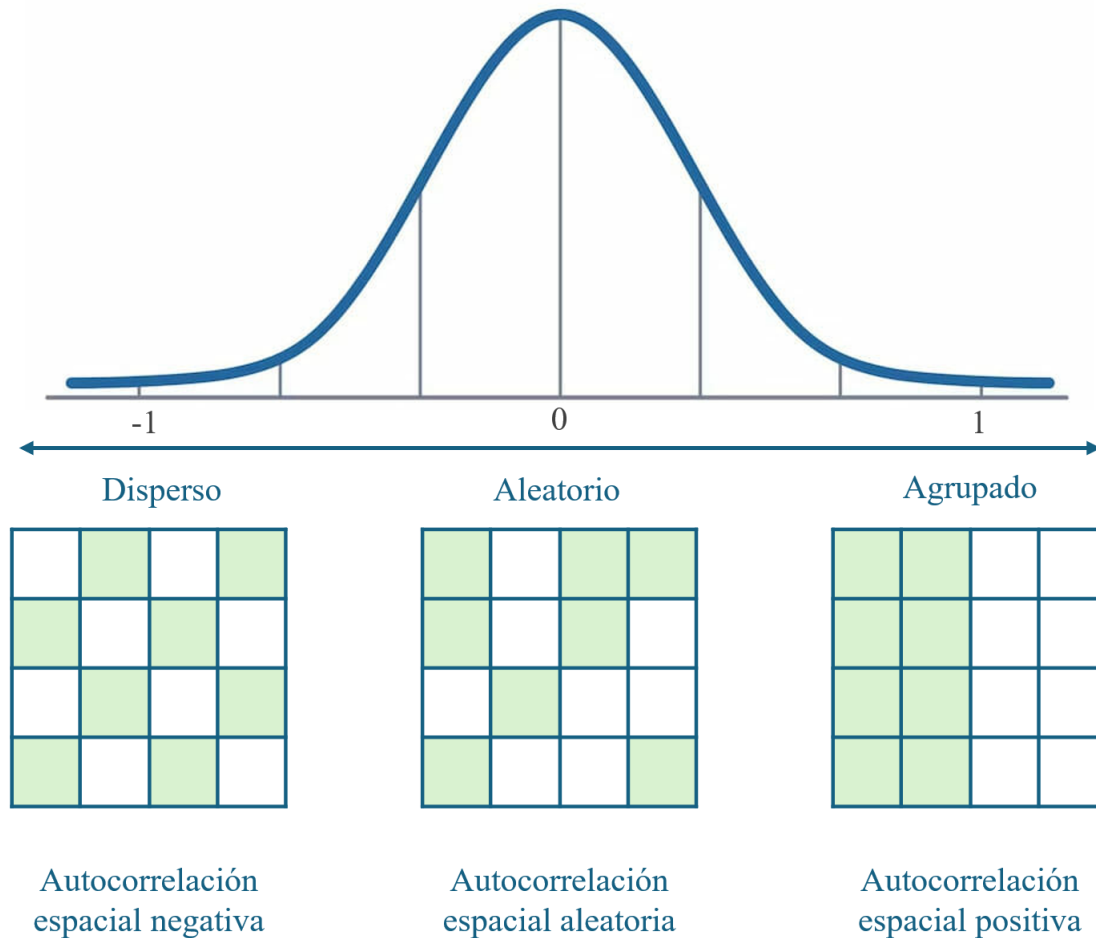
#### ***5.3.1 Índice de Moran (Moran's I)***

El Índice de Moran es una medida de autocorrelación espacial que permite evaluar si los valores de una variable geográfica están distribuidos de manera aleatoria, agrupada o dispersa en el espacio. Fue propuesto por Patrick Moran en 1950 y es considerado uno de los indicadores globales más utilizados para detectar patrones espaciales en datos regionales o georreferenciados (Siabato & Guzmán-Manrique, 2019).

Esta medida compara el valor de una variable en cada unidad espacial con el de sus unidades vecinas, generando un valor que varía entre -1 y +1: valores positivos cercanos a +1 indican agrupamientos o clústeres espaciales, valores cercanos a 0 reflejan una distribución aleatoria y valores negativos cercanos a -1 sugieren un patrón de dispersión o repulsión espacial (ESRI, 2024a).

La interpretación se complementa con el z-score (estadístico de prueba) y el valor p (nivel de significancia). Un z-score alto y un p-valor bajo ( $< 0.05$ ) indican que el patrón espacial no es producto del azar y que existe autocorrelación espacial significativa.

**Figura 1** Interpretación del Índice de Moran Global







*Nota.* Adaptado de Siabato & Guzmán-Manrique (2019)

### 5.3.2 Análisis LISA (*Local Indicators of Spatial Association*)

El análisis LISA (Indicadores Locales de Asociación Espacial) fue desarrollado por Luc Anselin en 1995 como una extensión del Índice de Moran, con el objetivo de identificar patrones espaciales locales dentro del conjunto de datos. A diferencia de los indicadores globales, LISA permite detectar la existencia de agrupamientos específicos (clústeres) o valores atípicos (outliers) en unidades geográficas particulares (Anselin, 1995). Los resultados del análisis LISA se interpretan según cuatro tipos de relaciones espaciales como se muestran en la **Tabla 1**.

**Tabla 1** Interpretación de los resultados del análisis LISA

Clústeres		Interpretación
<b>Alto-Alto (High-High)</b>		Áreas con valores altos rodeadas por otras áreas con valores altos (hotspots).
<b>Alto-Bajo (High-Low)</b>		Valores altos rodeados por valores bajos (outliers positivos).
<b>Bajo-Bajo (Low-Low)</b>		Áreas con valores bajos rodeadas por valores bajos (coldspots).
<b>Bajo-Alto (Low-High)</b>		Valores bajos rodeados por valores altos (outliers negativos).

Estos patrones se visualizan comúnmente en mapas de significancia estadística que muestran los clústeres locales, útiles en estudios epidemiológicos y en la planificación de intervenciones focalizadas (Siabato & Guzmán-Manrique, 2019).

### 5.3.3 Modelos de Regresión Espacial

Además de los análisis de autocorrelación, también se utilizan los modelos de regresión espacial que permiten explorar la relación entre variables, teniendo en cuenta la dependencia espacial entre observaciones, estos modelos espaciales ajustan los efectos derivados de la ubicación geográfica, mejorando la validez de las estimaciones (ESRI, 2025). En estudios con estructuras de datos que varían tanto en el espacio como el tiempo, se aplican modelos de regresión de Poisson y Modelos mixtos, estos modelos permiten analizar conteos de casos teniendo en cuenta la distribución poblacional y el comportamiento heterogéneo entre unidades espaciales (Valbuena-García & Rodríguez-Villamizar, 2018).

Los modelos de regresión espacial permiten analizar la relación entre una variable dependiente y una o más variables independientes, considerando explícitamente la estructura espacial de los datos. Estos modelos son una extensión de la regresión clásica, que asume independencia entre observaciones, y son fundamentales cuando existe autocorrelación espacial que puede sesgar o invalidar los resultados del modelo tradicional (Siabato & Guzmán-Manrique, 2019).

*Modelo de Regresión Lineal Espacial (SAR o Spatial Lag Model):* incorpora la variable dependiente de las unidades vecinas como un término adicional, lo que permite capturar el efecto de contagio espacial. Es útil cuando se presume que el valor de una unidad influye directamente sobre sus vecinas (ESRI, 2025).

*Modelo de Error Espacial (SEM o Spatial Error Model):* incluye la autocorrelación en el término de error, considerando que los errores de las observaciones no son independientes. Se aplica cuando los factores omitidos con estructura espacial afectan los resultados del modelo (ESRI, 2025).

*Modelos de Poisson Espacial:* son adecuados para datos de conteo (como casos de enfermedad), permitiendo modelar tasas o incidencias. Estos modelos pueden ajustarse con efectos espaciales para controlar la sobredispersión y la dependencia espacial (Mahara et al., 2016).

*Modelos Mixtos con Efectos Aleatorios:* integran efectos fijos (variables explicativas) y efectos aleatorios (como el intercepto por municipios o regiones), lo que permite capturar la variabilidad no explicada por los predictores y modelar datos jerárquicos o agrupados. Estos modelos son especialmente útiles en contextos donde se observa heterogeneidad entre unidades espaciales (ESRI, 2025).

La interpretación de estos modelos se centra en los coeficientes de regresión (dirección y magnitud de la asociación), los efectos espaciales (dependencia entre unidades), y medidas de ajuste como AIC,  $R^2$  o el valor de dispersión. El uso de estos modelos fortalece el análisis epidemiológico permitir la comprensión de los factores que influyen en la distribución geográfica

de las enfermedades al tiempo que mejoran la capacidad predictiva y la toma de decisiones (Cuadros et al., 2024; Valbuena-Garcia & Rodriguez-Villamizar, 2018).

## **6 Metodología**

### **6.1 Enfoque metodológico**

Esta investigación tiene un enfoque cuantitativo, dado que se basa en el análisis de datos epidemiológicos y ambientales obtenidos de fuentes secundarias mediante el uso herramientas de análisis espacial, este enfoque permite examinar la distribución espacio-temporal de los casos de leishmaniasis en el departamento de Córdoba y su asociación con las precipitaciones, con el propósito de describir patrones, explorar asociaciones y generar modelos predictivos.

### **6.2 Alcance del estudio**

El alcance de esta investigación es descriptivo, correlacional, explicativo, el cual describirá la distribución espacial de los casos de leishmaniasis en el departamento de Córdoba y como se asocian casos con las precipitaciones, para esto se empleará estadística descriptiva y métodos de análisis espacial con el fin de identificar patrones, explorar relaciones y desarrollar modelos predictivos que permitan determinar áreas de riesgo.

### **6.3 Diseño de la investigación**

El diseño de la investigación corresponde a un estudio no experimental de corte longitudinal, dado que en este tipo de diseño no se manipularán las variables, debido a que solo se describirán y analizarán los datos obtenidos y las relaciones entre las variables como ocurren en su contexto natural. Se analizarán la distribución espacio-temporal de los casos de leishmaniasis en el departamento de Córdoba y como se relacionan estos casos con las precipitaciones.

## 6.4 Zona de estudio

El departamento de Córdoba, ubicado al norte de Colombia, está conformado por 30 municipios y limita con el mar Caribe y los departamentos de Sucre, Bolívar y Antioquia. Su territorio abarca las cuencas de los ríos Sinú y San Jorge, con una configuración geográfica que combina zonas planas, como los valles aluviales del Sinú y el San Jorge y áreas montañosas conformadas por las serranías de Abibe, San Jerónimo y Ayapel, prolongaciones de la cordillera Occidental. En el sur se encuentra el Parque Nacional Natural Paramillo, una importante reserva ecológica de 460.000 hectáreas, que alberga una gran biodiversidad y es el lugar de nacimiento de los ríos principales (CVS, 2025).

El departamento presenta una diversidad ecológica representada en varias subregiones fisiográficas:

***Alto Sinú (Tierra Alta, Valencia):*** Bosque húmedo tropical, con alta fertilidad y cobertura boscosa, donde se localiza la hidroeléctrica de Urrá y el PNN Paramillo.

***Bajo Sinú (Lorica, Purísima, Momil, Chima, Cotorra):*** Bosque seco tropical fuertemente intervenido, con complejos lagunares.

***Costanera (San Antero, San Bernardo del Viento, Moñitos, Los Córdoba, Canalete, Puerto Escondido):*** Bosque seco tropical con áreas de mangle y estuarios.

***Sabanas (Sahagún, Chinú, Pueblo Nuevo, San Andrés de Sotavento):*** Bosques secos tropicales fragmentados, predominio de pastos y uso ganadero.

***San Jorge (Planeta Rica, Montelíbano, La Apartada, Buenavista, Puerto Libertador, Ayapel):*** Bosques húmedos y secos tropicales en zonas de interacción fluvial con procesos de deforestación.

***Sinú Medio (Montería, Cereté, Ciénaga de Oro, San Carlos, San Pelayo):*** Bosque seco con escasa cobertura boscosa, zonas agrícolas y ganaderas predominantes.

## **6.5 Población y muestra**

La selección de la muestra se realizó mediante un muestreo no probabilístico por conveniencia, dado que se incluyeron todos los casos de leishmaniasis reportados en el departamento de Córdoba entre el año 2014 y 2023. En este caso no fue necesario realizar un cálculo para el tamaño de la muestra debido a que se trabajó con todos los casos reportados para el periodo de estudio.

## **6.6 Procedimiento**

### ***6.6.1 Instrumentos y técnicas de recolección de información***

La recolección de la información se realizó de fuentes secundarias que incluyeron los reportes de los casos de leishmaniasis del departamento de Córdoba al Sistema Nacional de Vigilancia en Salud Pública (SIVIGILA) notificados por municipio, año y semana epidemiológica, desde el año 2014 a 2023. Estos datos fueron suministrados por la secretaria de Salud del departamento de Córdoba.

Los casos reportados fueron consolidados en una base de datos organizada por municipio y año generando series temporales anuales para cada municipio, en este periodo se reportaron 1782 casos, de los cuales fueron excluidos 42 casos por no tener datos de procedencia. Posteriormente se calcularon las tasas de incidencia ajustadas por 100.000 habitantes para cada municipio, teniendo en cuenta las proyecciones de población a nivel municipal para el periodo 2005 -2019 y 2020-2035 del Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE).

Así mismos se obtuvieron los datos de las precipitaciones anuales de 51 estaciones meteorológicas distribuidas en el departamento de Córdoba, Antioquia y Sucre en el portal de datos hidrológicos y meteorológicos (DHIME) del Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM).

## **6.6.2 Análisis espacial**

### **6.6.2.1 Análisis de autocorrelación espacial global (Índice de Moran)**

Para evaluar la existencia de patrones espaciales en la distribución de los casos anuales de leishmaniasis cutánea en el departamento de Córdoba, se aplicó el Índice de Moran global. Este análisis cuantifica el grado de autocorrelación espacial entre las tasas de incidencia de los municipios vecinos, y determina si los valores similares tienden a agruparse geográficamente.

La variable analizada fue la tasa de incidencia municipal anual de leishmaniasis cutánea y la incidencia acumulada del periodo de estudio. Para representar las relaciones espaciales entre los municipios, se utilizó la matriz de pesos espaciales basada en el método Inverse Distance Weighted (IDW) generada de forma automática por ArcGIS Pro, luego de comparar los resultados con la matriz de contigüidad tipo Queen, dado que representaba de mejor manera la distribución de los casos de la enfermedad y permitía que los municipios más cercanos tuvieran mayor influencia entre sí que aquellos más distantes (Castillo-Castaneda et al., 2021; Maracy et al., 2021).

El análisis se realizó con la herramienta Spatial Autocorrelation del módulo de estadística espacial de ArcGIS Pro. Se calculó el índice de Moran para cada año y para el acumulado, junto con valores de varianza, ZScore y p-valor para determinar la significancia estadística de los patrones encontrados.

### **6.6.2.2 Análisis LISA (Local Indicators of Spatial Association)**

Con el fin de identificar agrupaciones espaciales significativas a nivel local en la distribución de los casos de leishmaniasis cutánea en el departamento de Córdoba, se implementó al análisis de autocorrelación espacial local mediante el estadístico LISA (*Local Indicators of Spatial Association*). Este método permite detectar agrupaciones específicas como hotspots, coldspots y valores atípicos espaciales.

El análisis LISA fue realizado utilizando la herramienta Cluster and outliers Analysis (Anselin Local Moran's I) del módulo análisis espacial de ARCGIS Pro versión 3.5 (ESRI, 2024b). Se utilizó una matriz de pesos espaciales basada en el método Inverse Distance Weighted (IDW) generada de forma automática y se aplicó a los centroides municipales del departamento de Córdoba, este análisis permitió identificar patrones de agrupación espacial, detectando zonas donde los valores de las variables son similares entre sí.

### **6.6.2.3 Análisis de densidad de Kernel (Kernel Density Estimation - KDE)**

Para identificar áreas de concentración de casos y visualizar su distribución espacial, se utilizó el método de Densidad de Kernel (Kernel Density Estimation - KDE) que permite generar superficies raster que representan la intensidad de ocurrencia de eventos en el espacio geográfico suavizando la ubicación de los puntos individuales y resaltando patrones espaciales. Para realizar este análisis los casos de leishmaniasis cutánea notificados a SIVIGILA entre 2014 y 2023 en el departamento de Córdoba fueron georreferenciados para construir una capa de puntos para cada año y una capa acumulada para el periodo de estudio.

El análisis se realizó con la herramienta Kernel Density del módulo Spatial Analyst de ArcGIS Pro, se compararon distintos valores de ancho de banda para evaluar la influencia sobre el resultado visual y se seleccionó el valor que mejor equilibrio la identificación de los patrones locales sin generar una excesiva fragmentación. Las capas generadas permitieron visualizar áreas de alta intensidad de transmisión (Hotspots) y regiones con bajas concentración de casos. La superficie generada fue clasificada en intervalos de cuantiles o rupturas naturales para facilitar la interpretación visual en los mapas temáticos. Se generó un mapa de densidad por cada año entre 2014 y 2023, para observar la variabilidad espacio-temporal de los casos y un mapa con los casos acumulados

### **6.6.3 Análisis climático**

#### **6.6.3.1 Interpolación espacial de las precipitaciones**

Para representar espacialmente la distribución de las precipitaciones en el departamento de Córdoba durante el periodo 2014 a 2023, se utilizaron los registros anuales provenientes de 51 estaciones meteorológicas ubicadas en el departamento de Córdoba y zonas aledañas de los departamentos de Sucre y Antioquia. Los registros fueron organizados en una tabla de Excel, con las coordenadas de cada estación, para posteriormente crear una capa de puntos para cada uno de los años del estudio, las cuales fueron utilizadas para realizar la interpolación.

La interpolación de las precipitaciones se realizó en ArcGIS Pro, primero se compararon distintos métodos de interpolación espacial, como Kriging y IDW, y luego de comparar los dos métodos se eligió utilizar Inverse Distance Weighted (IDW) dado que mostraba de forma más precisa la variación espacial de las precipitaciones en zonas con alta y baja densidad de estaciones y también al comparar los valores del error cuadrático medio (RMSE), la media y la interpretación visual de los mapas interpolados de los análisis obtenidos mediante el método de Kriging. Se optimizó la potencia de IDW (Power= entre 1 y 2,5), para minimizar los sesgos y mejorar la precisión de las estimaciones anuales. Las superficies de interpolación generadas mediante el método IDW, se convirtieron a formato ráster. con resolución espacial homogénea para hacer los análisis posteriores.

Posteriormente a las interpolaciones para cada año se les extrajo la precipitación media anual por municipio utilizando los rasters de precipitación anual interpolada de cada año y se unió con la tabla de incidencia de casos de leishmaniasis por municipios mediante el código DANE, de este modo quedó organizada la tabla para realizar los análisis estadísticos de correlación. Se construyó una base de datos en la cual se asoció cada municipio del departamento de Córdoba, con la incidencia anual de leishmaniasis cutánea y la precipitación media correspondiente.

### **6.6.3.2 Análisis de correlación y Modelado estadístico**

Para el análisis estadístico se consolidó una base de datos en formato largo que incluyó municipio, año, casos reportados, población estimada, tasa de incidencia y precipitación anual. Se eliminaron registros con valores faltantes en las variables dependientes o explicativas, para posteriormente realizar técnicas de regresión y modelado estadístico en el software R (versión 4.5.0) (Team, 2025).

Se realizó un análisis bivariado utilizando la prueba de correlación estadística de Spearman para explorar relación entre ambas variables sin asumir linealidad ni normalidad. Posteriormente se ajustó un modelo de regresión lineal para estimar la magnitud del cambio en la incidencia por unidad de precipitación. Se empleó también el modelo de regresión de Poisson con función de enlace logarítmico para modelar tasas ajustadas al tamaño poblacional, se ajustó un modelo de regresión de Poisson con intercepto aleatorio por municipio, con el objetivo de capturar la heterogeneidad espacial no explicada por la variable climática.

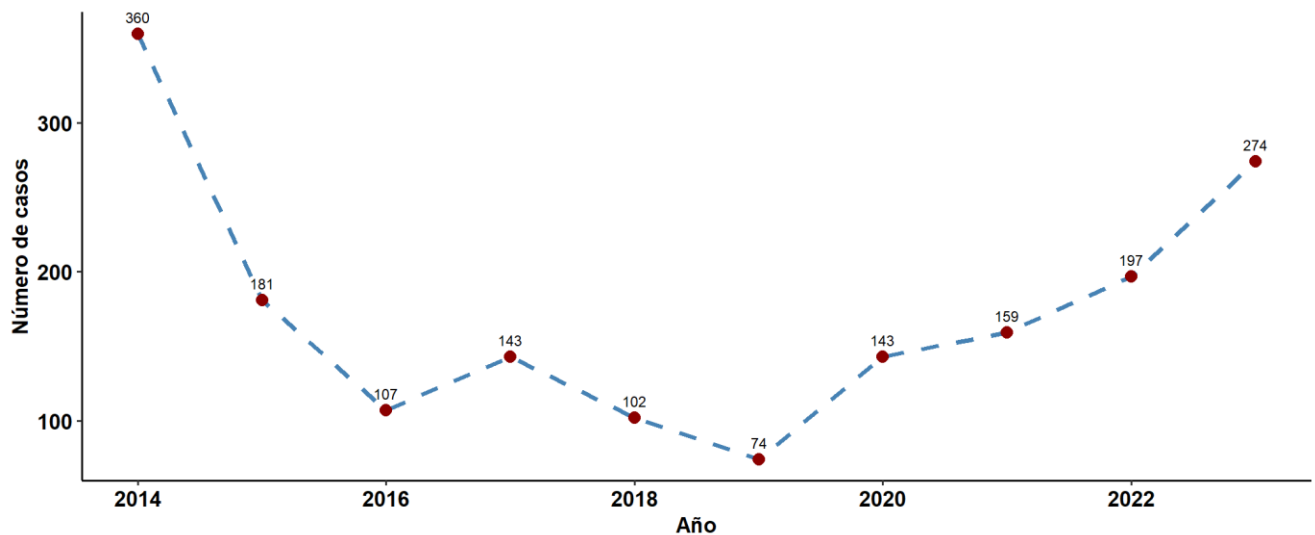
Todos los modelos fueron evaluados mediante criterios de bondad de ajuste, significancia de los coeficientes, e inspección gráfica de los residuos mediante simulación con la librería DHARMA.

## 7 Resultados

Durante el periodo comprendido entre los años 2014 y 2023, se notificaron a SIVIGILA 1782 casos de leishmaniasis cutánea en el departamento de Córdoba, de esos casos notificados se excluyeron 42 debido a la ausencia de información sobre el municipio de procedencia, por lo que al final obtuvimos 1740 casos para realizar los análisis.

Durante el periodo analizado se observaron variaciones en el número de casos anuales reportados en el departamento, con un pico de casos en el año 2014 donde se reportaron 360 casos, seguido de una tendencia descendente de casos hasta el año 2019 con 74 casos y un incremento de casos a partir del año 2020, alcanzando un segundo pico en el año 2023 con 274 casos. Los años con mayor número de casos fueron 2014 con 360 casos, seguido por 2023 y 2022 con 274 y 197 casos respectivamente (**Figura 2**).

**Figura 2** Casos de leishmaniasis cutánea en el departamento de Córdoba 2014-2023



Los municipios que reportaron mayor número de casos acumulados durante el periodo de estudio fueron Tierralta 973 casos (55,92%), Puerto Libertador 216 (12,41%), Valencia 126 casos (7,24%), Montería 76 casos (4,37%), San Andrés de Sotavento 71 casos (4,08%), Tuchín 54 casos (3,10%) y Montelíbano con 53 casos (3,05%) (**Tabla 2**).

**Tabla 2** Casos e incidencia acumulada de leishmaniasis cutánea por municipios (2014-2023)

Municipio	Promedio población	n	%	Incidencia acumulada*
Tierralta	93548	973	55,92	1040,11
Puerto Libertador	42163	216	12,41	512,30
Valencia	36140	126	7,24	348,64
Montería	495754	76	4,37	15,33
San Andrés Sotavento	48033	71	4,08	147,82
Tuchín	52469	54	3,10	102,92
Montelíbano	81725	53	3,05	64,85
Los Córdoba	18924	22	1,26	116,25
San José de Uré	13370	22	1,26	164,54
Canalete	15552	19	1,09	122,17
Planeta Rica	65121	19	1,09	29,18
Lorica	115489	13	0,75	11,26
Cereté	106958	9	0,52	8,41
Moñitos	30116	9	0,52	29,88
Ciénaga de Oro	59901	8	0,46	13,36
Ayapel	47559	7	0,40	14,72
La Apartada	15216	7	0,40	46,00
Puerto Escondido	23898	5	0,29	20,92
San Bernardo del Viento	37414	5	0,29	13,36
San Carlos	27288	5	0,29	18,32
Pueblo Nuevo	36000	4	0,23	11,11
Sahagún	108863	4	0,23	3,67
San Antero	34181	4	0,23	11,70
Buenavista	21344	3	0,17	14,06
Chimá	17732	3	0,17	16,92
San Pelayo	52427	2	0,11	3,81
Chinú	48501	1	0,06	2,06
Cotorra	19501	0	0,00	0
Momil	19802	0	0,00	0
Purísima de La Concepción	17398	0	0,00	0

\*Incidencia por 100.000 habitantes

### 7.1 Análisis de autocorrelación espacial global (Índice de Moran)

Durante el periodo 2014 -2023 los valores del índice de Moran Global evidenciaron una autocorrelación espacial positiva estadísticamente significativa con un P-valor < 0,05 en todos los años analizados (**Tabla 3**), lo que indica que los casos de leishmaniasis cutánea en el departamento

de Córdoba no se distribuyen de manera homogénea, sino que se concentran de forma significativa en determinadas áreas.

**Tabla 3** Índice de Moran de la tasa de incidencia de leishmaniasis cutánea en el departamento de Córdoba 2014-2023

Año	Índice de Moran	Varianza	Z-score	P- valor*	Interpretación
<b>2014</b>	0,444525	0,003513	8,081144	0,000000	Clúster
<b>2015</b>	0,216928	0,004734	3,654082	0,000258	Clúster
<b>2016</b>	0,380717	0,006514	5,144584	0,000000	Clúster
<b>2017</b>	0,474496	0,009033	5,355370	0,000000	Clúster
<b>2018</b>	0,600966	0,008339	6,958755	0,000000	Clúster
<b>2019</b>	0,393482	0,010222	4,232906	0,000023	Clúster
<b>2020</b>	0,546120	0,010714	5,609324	0,000000	Clúster
<b>2021</b>	0,513395	0,008009	6,121839	0,000000	Clúster
<b>2022</b>	0,609623	0,009049	6,771090	0,000000	Clúster
<b>2023</b>	0,629188	0,006282	8,373724	0,000000	Clúster
<b>2014-2023</b>	0,582418	0,006944	7,402976	0,000000	Clúster

\*Valor p < 0.05

## 7.2 Análisis LISA (Local Indicators of Spatial Association)

El análisis LISA, permitió identificar clústeres espaciales estadísticamente significativos en la distribución de la incidencia de las leishmaniasis cutáneas en el departamento de Córdoba durante el periodo 2014-2023. Este análisis identificó patrones espaciales de asociación entre municipios, los cuales permiten clasificar las zonas según su comportamiento epidemiológico en relación con sus vecinos.

En la mayoría de los años analizados se identificaron clústeres de tipo Alto-Alto (zonas con alta incidencia rodeadas de otras zonas con alta incidencia) de manera persistente en los municipios de Tierralta, Valencia ubicados al sur del departamento y de forma esporádica en los municipios de San José de Uré (2017,2019 y 2020) y Puerto libertador (2020). Estos resultados muestran la existencia de un foco endémico sostenido de transmisión en esta subregión, con una alta carga de enfermedad mantenidas a lo largo del tiempo.

Por otra parte, se observó un clúster consistente de tipo Bajo-Bajo en los municipios del norte del departamento, que incluía municipios como Lorica, San Pelayo, Moñitos, San Antero,

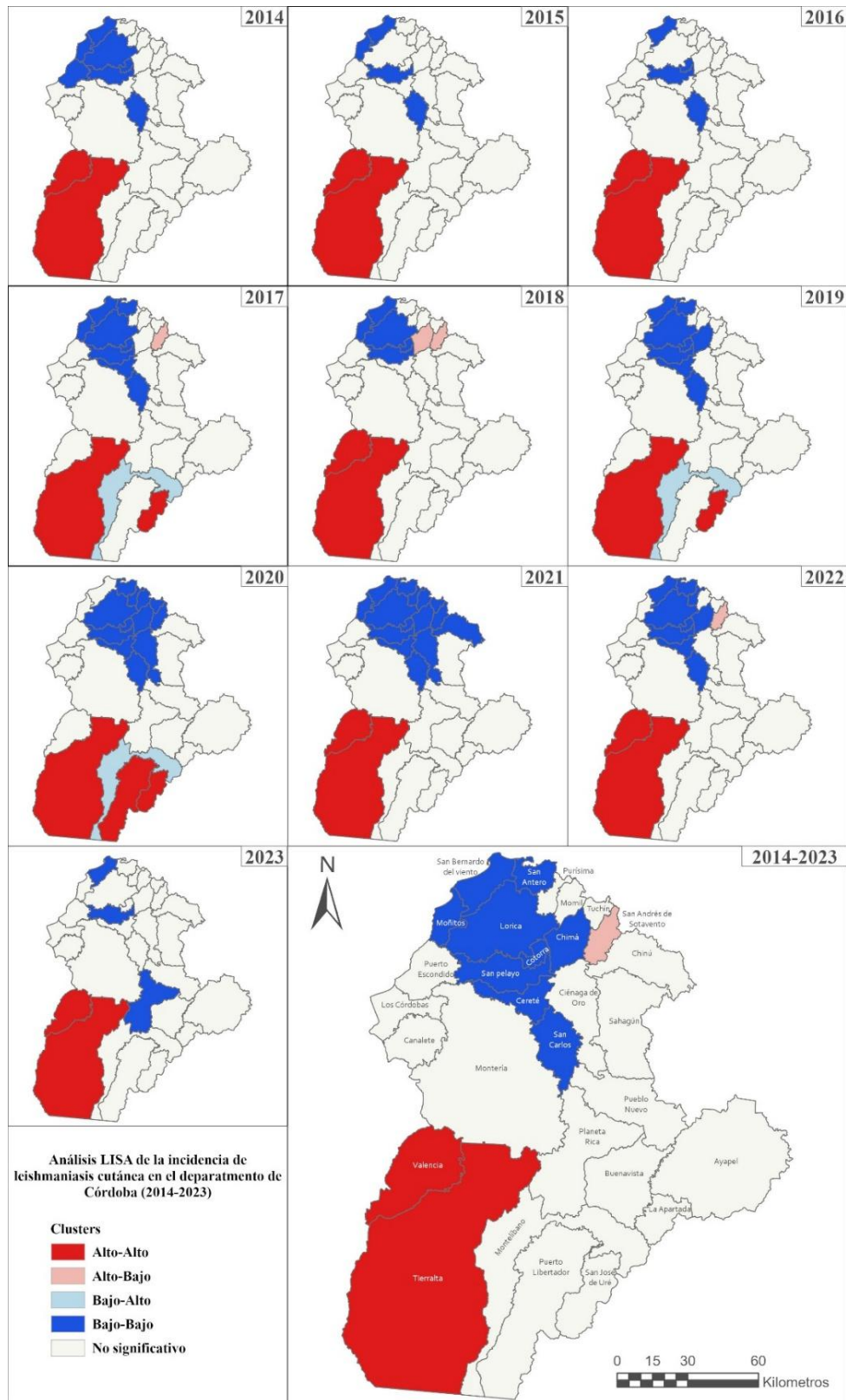
Los Córdoba, Puerto Escondido, Cerete, Cotorra y Chima. Esto sugiere que esta zona presenta baja incidencia de casos de forma persistente, acompañada de municipio vecinos con comportamiento epidemiológico parecido.

En los años 2017, 2018 y 2022 el municipio de San Andrés de Sotavento fue clasificado como Alto-Bajo, indicando un comportamiento atípico al presentar una alta incidencia en un entorno de baja incidencia. Los municipios de Montelíbano, Puerto Libertador, Planeta Rica y San José de Uré mostraron transiciones esporádicas.

En el análisis acumulado, se muestra la presencia de dos regiones, la zona del sur del departamento de Córdoba con alta transmisión (clúster Alto-Alto) y la zona norte con baja incidencia (Clúster Bajo-bajo) y el municipio de San Andrés de Sotavento muestra una clasificación Alto-Bajo.

Los análisis LISA demuestran que la distribución espacial de la leishmaniasis cutánea en el departamento de Córdoba no es homogénea ni estática, sino que varía en intensidad y localización a lo largo del tiempo. Esto refuerza la necesidad de incorporar herramientas de análisis espacial en la vigilancia epidemiológica, para identificar de manera oportuna zonas prioritarias de intervención ajustar estrategias territoriales y fortalecer sistemas de alerta temprana adaptados a la situación local (**Figura 3**).

**Figura 3** Mapa del análisis LISA de la incidencia de leishmaniasis cutánea en el departamento de Córdoba 2014-2023



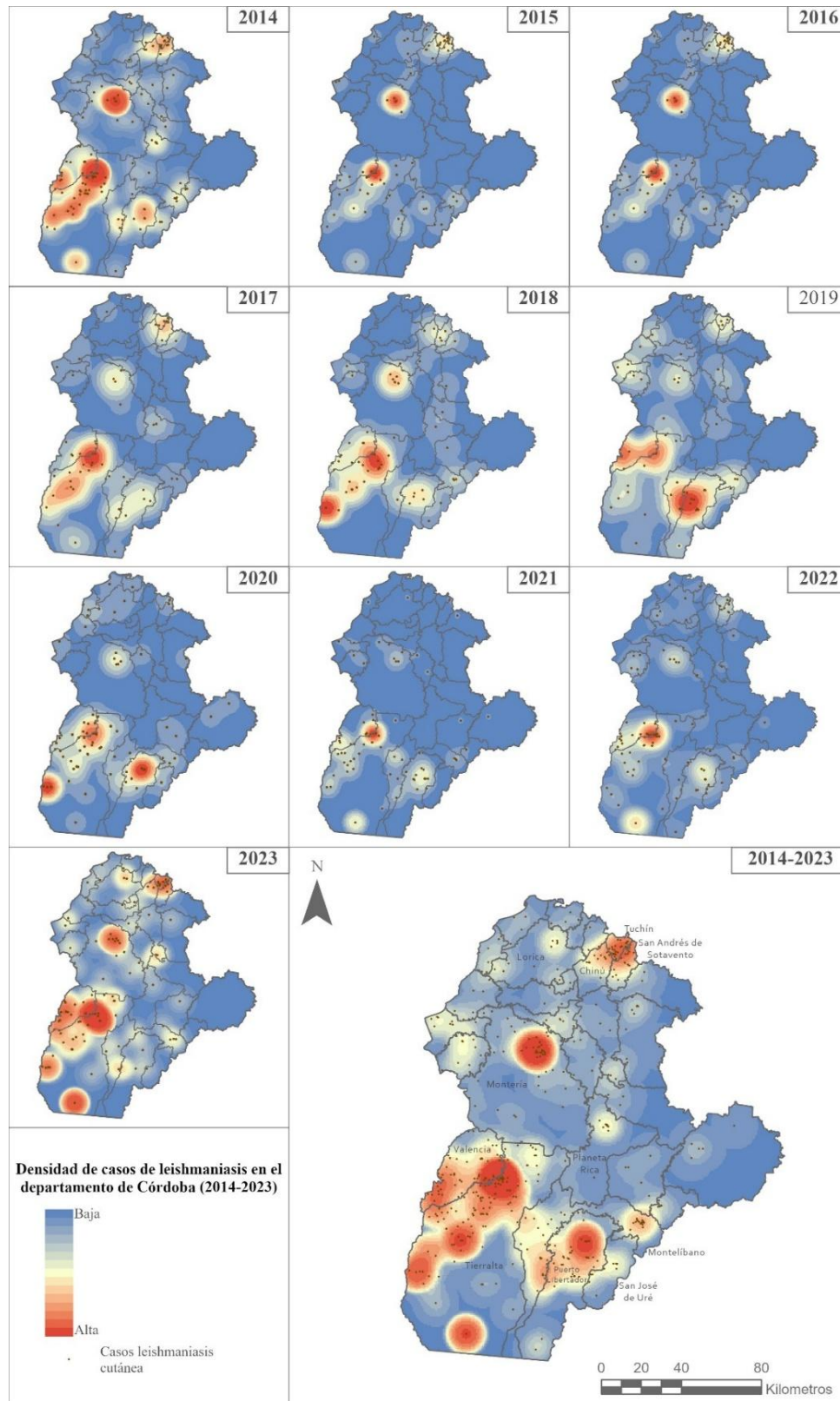
### 7.3 Análisis de densidad de Kernel (Kernel Density Estimation - KDE)

La estimación de la densidad de Kernel complemento el análisis, permitiendo visualizar las zonas con mayor concentración espacial de casos de leishmaniasis cutánea en el departamento de Córdoba, facilitando la visualización de focos de alta intensidad de transmisión a lo largo del periodo de estudio.

En los mapas anuales se observan variaciones significativas en la localización e intensidad de los focos epidémicos, pero se destacan ciertas zonas persistentes, como lo son los municipios de Tierralta, Valencia, Montelíbano, Puerto Libertador y San José de Uré que mostraron de manera recurrente alta densidad de casos durante casi todo el periodo de estudio. Esta región aparece como una zona endémica consolidada, con núcleos activos que representan mayor riesgo de transmisión. En el año 2021 y 2023, se evidencio una mayor dispersión de los casos y una reducción en las áreas de máxima intensidad, aunque Tierralta continuó destacándose en los casos acumulados.

Se identificaron focos emergentes en los municipios de San Andrés de Sotavento, Chinú y Planeta Rica que presentaron concentraciones elevadas en los años 2017, 2018 y 2022, lo que sugiere una posible expansión geográfica de la enfermedad (**Figura 4**).

**Figura 4** Mapa de densidad de Kernel para los casos de leishmaniasis cutánea en el departamento de Córdoba 2014-2023



## 7.4 Interpolación espacial de las precipitaciones

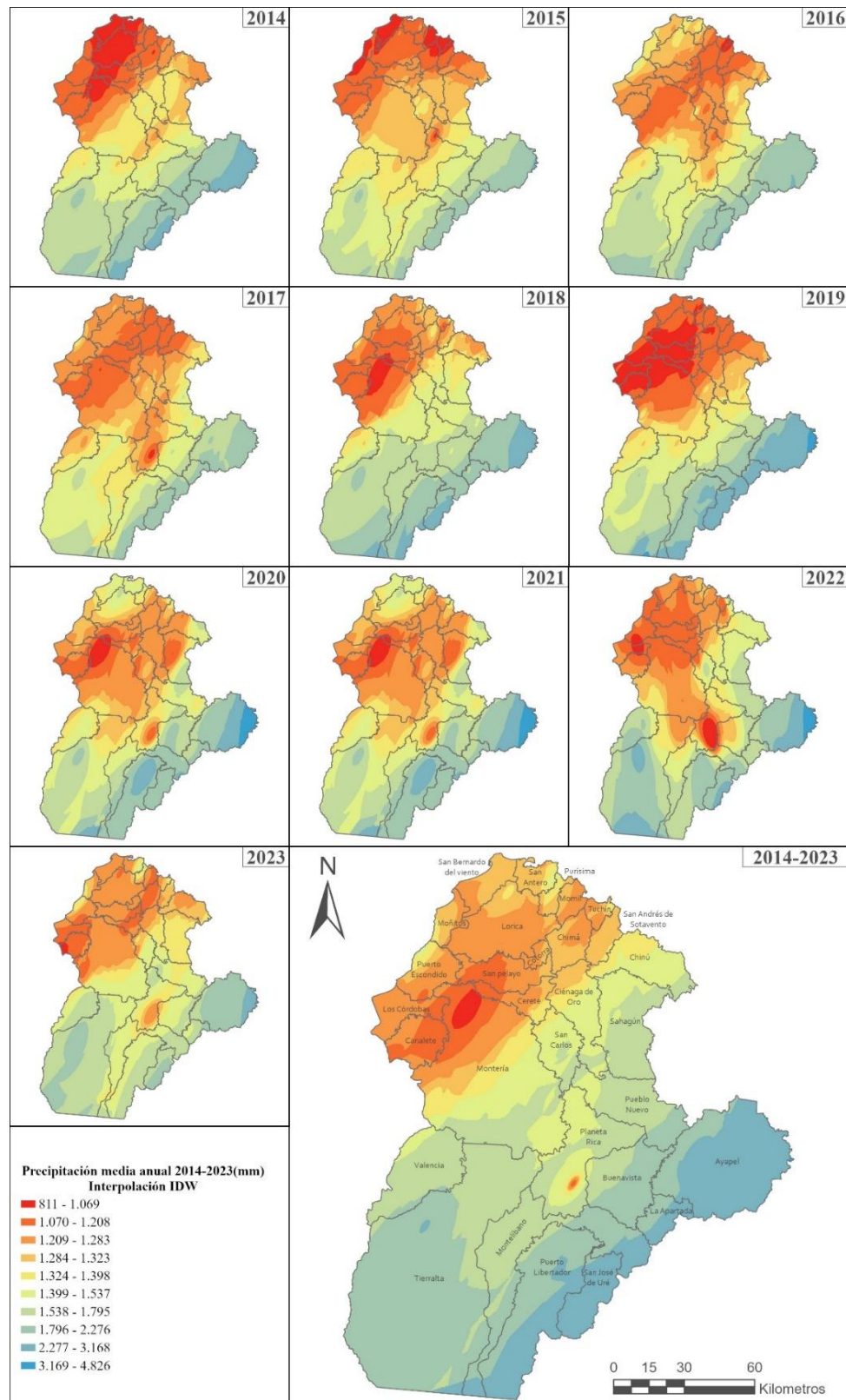
Se estimó la distribución espacial de la precipitación anual en el departamento de Córdoba durante el periodo 2014-2023, a partir de los registros obtenidos de 51 estaciones meteorológicas distribuidas en el departamento de Córdoba, Antioquia y Sucre aplicando el método de interpolación espacial de Distancia Inversa Ponderada (IDW).

El análisis permitió construir superficies continuas de precipitación, donde se observó mayor pluviosidad en el sur del departamento, con valores anuales superiores a los 3000 mm, concentrados principalmente en los municipios de Valencia, Tierralta, Montelíbano, Puerto Libertador, San José de Ure, La Apartada y Ayapel.

Mientras que los valores más bajos de precipitación, por debajo de los 1200 mm anuales, se registraron en el norte del departamento, en los municipios de San Pelayo, Cerete, Cotorra, Chinú, y San Andrés de Sotavento.

La región central del departamento presentó valores intermedios, destacándose como una zona de transición climática (**Figura 5**).

**Figura 5** Mapa de interpolación de la precipitación media anual en el departamento de Córdoba 2014-2023, mediante el método IDW



## 7.5 Análisis de correlación y modelado estadístico

### 7.5.1 Análisis exploratorio y correlación entre precipitación e incidencia

Se llevo a cabo un análisis de correlación de Spearman entre la precipitación media anual y la tasa de incidencia de leishmaniasis cutánea para el periodo 2014-2023. El coeficiente de correlación global de Spearman fue de  $\rho = 0.286$  con un valor  $p < 0.001$ , indicando una asociación positiva y estadísticamente significativa, pero de magnitud moderada entre la precipitación media anual y la tasa de incidencia de leishmaniasis.

Además, se exploró la correlación anual, se aplicó el coeficiente de correlación de Spearman ( $\rho$ ), dado que las variables no cumplían los supuestos de normalidad requeridos por la correlación de Pearson. En el año 2014 se observó una correlación moderada ( $\rho = 0.5117$ ;  $p = 0.0039$ ), estadísticamente significativa, lo que indica una asociación positiva entre las precipitaciones y la incidencia. Un patrón similar se evidenció en 2020 ( $\rho = 0.4867$ ;  $p = 0.0054$ ) y 2022 ( $\rho = 0.4345$ ;  $p = 0.0145$ ), también con correlaciones moderadas y significativas. En contraste, los años 2015, 2016, 2019 y 2023 presentaron correlaciones muy débiles ( $\rho < 0.20$ ) y no significativas ( $p > 0.05$ ), sugiriendo una asociación escasa o nula entre las variables en esos periodos.

Los años restantes (2017, 2018 y 2021) mostraron correlaciones débiles ( $\rho$  entre 0.28 y 0.33), sin alcanzar significancia estadística, aunque con una tendencia positiva. En general, los resultados evidencian una relación variable a lo largo del tiempo, con algunos años mostrando asociaciones significativas que podrían estar influenciadas por otros factores ambientales o sociales.

Estos hallazgos sugieren que, si bien existe una asociación positiva entre las precipitaciones y la incidencia de leishmaniasis en algunos años, dicha relación no es constante en el tiempo. Esto destaca la necesidad de considerar modelos multivariados que integren otros determinantes ecológicos y socioambientales para una mejor comprensión del comportamiento epidemiológico de la enfermedad.

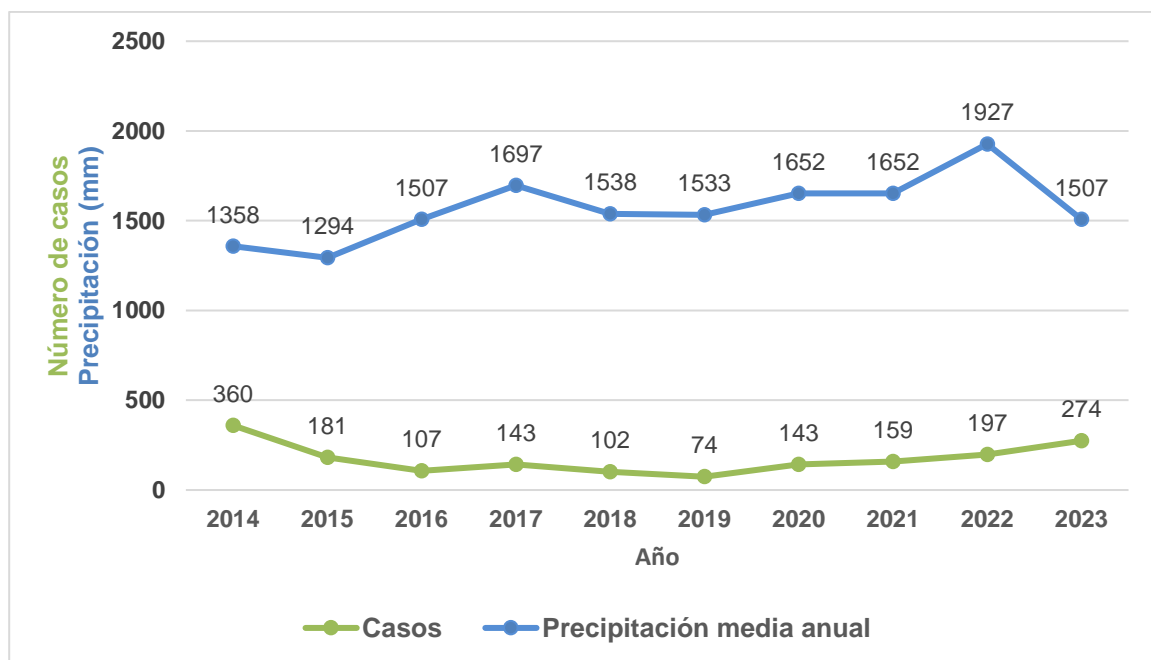
La **Tabla 4** muestra los coeficientes  $\rho$  obtenidos para cada año del período 2014–2023, junto con sus respectivos valores p y la interpretación de la fuerza de la asociación.

**Tabla 4** Coeficiente de correlación de Spearman por año (2014-2023)

Año	$\rho$ (Spearman)	p-valor*	Interpretación
2014	0.5116776	0.0039	Moderada
2015	0.1457549	0.4422	Muy débil
2016	0.1615607	0.3937	Muy débil
2017	0.2839309	0.1284	Débil
2018	0.3226581	0.082	Débil
2019	0.1388531	0.4643	Muy débil
2020	0.4866909	0.0064	Moderada
2021	0.3312180	0.0738	Débil
2022	0.4345381	0.0164	Moderada
2023	0.1685821	0.3732	Muy débil

\*Valor  $p < 0.05$

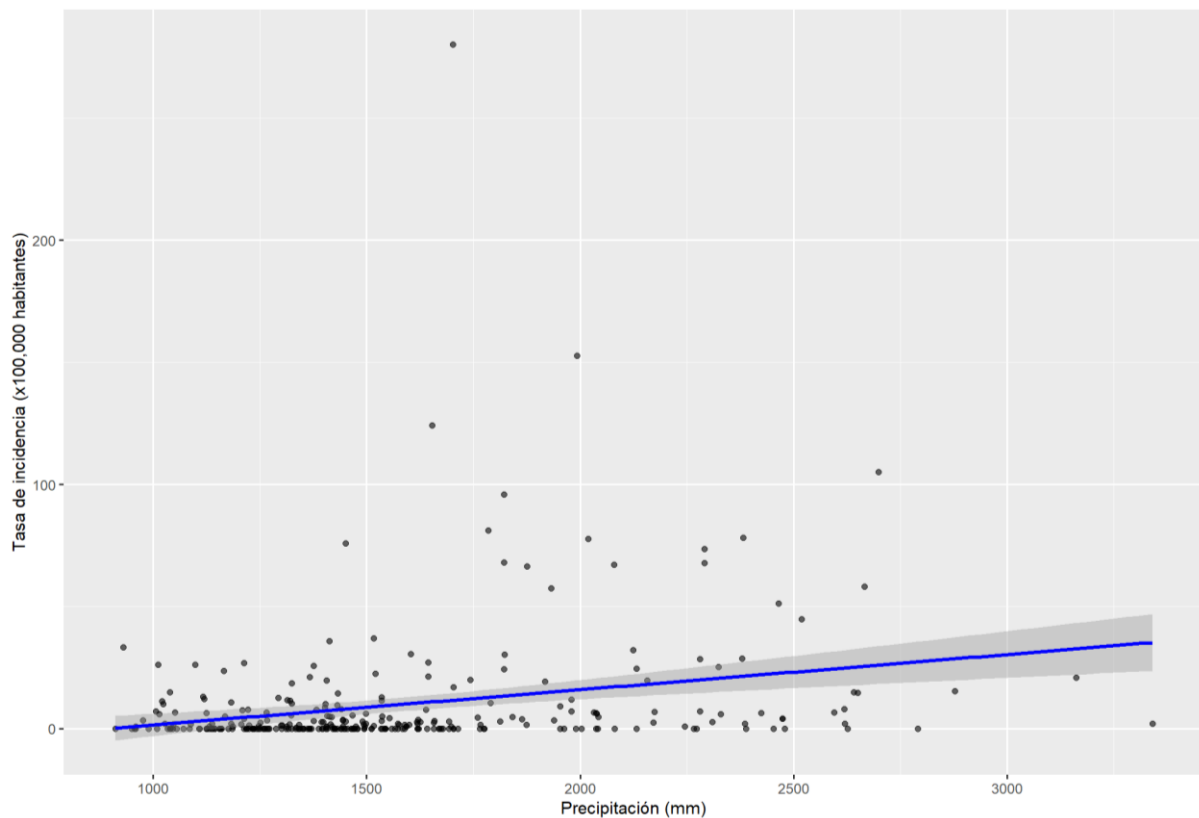
**Figura 5** Serie temporal de casos de leishmaniasis cutánea y precipitación promedio anual en el departamento de Córdoba 2014-2023



### 7.5.2 Modelo de regresión lineal

Se ajustó un modelo de regresión lineal simple para estimar el efecto de la precipitación sobre la tasa de incidencia. El modelo evidenció un coeficiente positivo significativo para la precipitación ( $\beta = 0.014$ ;  $p < 0.001$ ), indicando que, por cada milímetro adicional de precipitación anual, la tasa de incidencia se incrementa, en promedio, en 0.014 casos por 100.000 habitantes. Sin embargo, el  $R^2$  ajustado fue de solo 5.9%, lo que sugiere que la variabilidad en la incidencia no es suficientemente explicada por la precipitación de forma lineal, y que existen otros factores relevantes no considerados en este modelo. Aunque el modelo sugiere una relación directa, es importante destacar que la regresión lineal simple no explica completamente la variabilidad observada, por lo que se requieren análisis más robustos **Figura 6**.

**Figura 6** Relación entre la precipitación anual y la incidencia de leishmaniasis cutánea en los municipios del departamento de Córdoba (2014–2023)



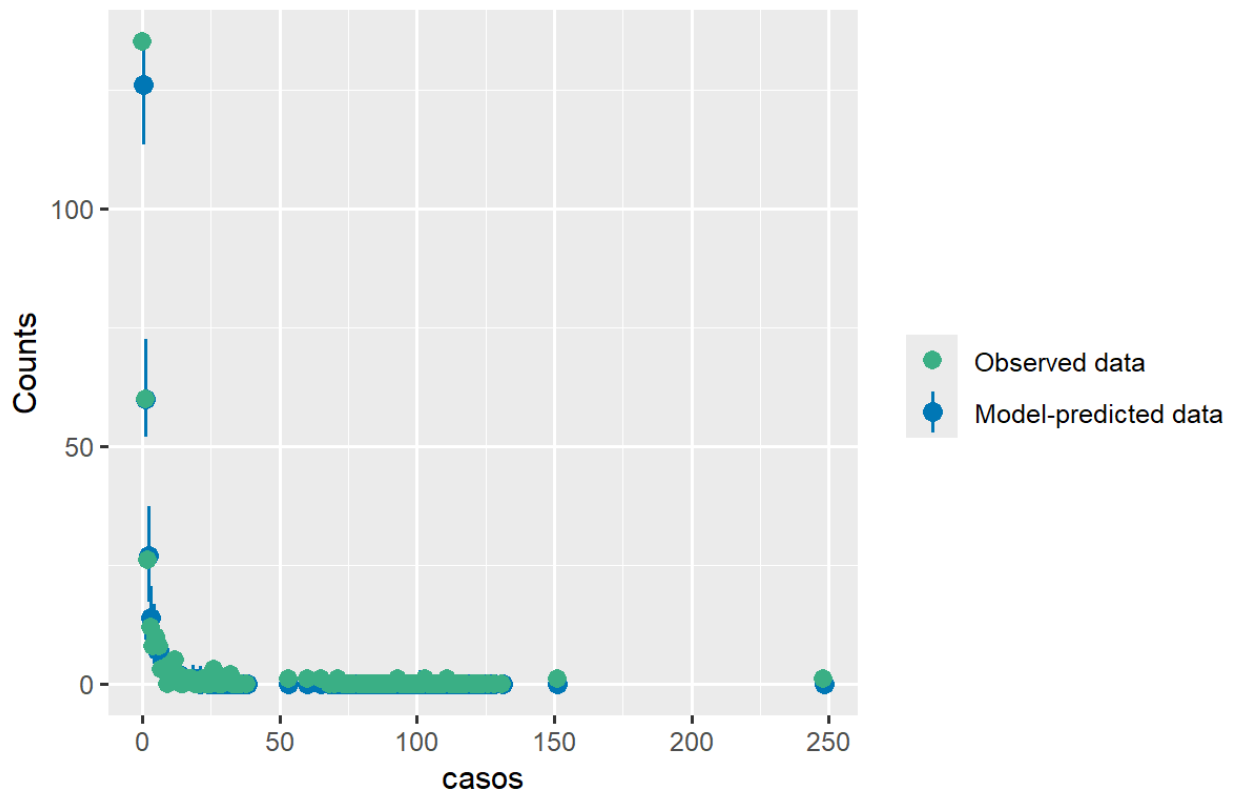
### 7.5.3. Modelo de Poisson

Se ajustó un modelo de regresión de Poisson con función de enlace logarítmica, este modelo mostró un ajuste estadísticamente significativo para la precipitación ( $\beta = 0.00155$ ;  $p < 0.001$ ). Al interpretar este coeficiente en términos exponenciales, se estimó que, por cada milímetro adicional de precipitación, el número esperado de casos aumenta en un 0.155%, ajustado por población.

### 7.5.4 Modelo mixto de Poisson

Se ajustó el modelo mixto con intercepto aleatorio por municipio, la variable precipitación no fue estadísticamente significativa ( $\beta = -0.00016$ ;  $p = 0.0958$ ). Sin embargo, el componente aleatorio del intercepto mostró una varianza de 2.805, lo que indica una alta heterogeneidad entre municipios. Se observa buen ajuste general, aunque el modelo no logra predecir correctamente algunos valores extremos **Figura 7**.

**Figura 7** Diagnóstico de residuos del modelo mixto



## 8 Discusión

Este estudio integró herramientas de análisis espacial, técnicas geoestadísticas y modelos estadísticos para explorar la relación entre la distribución de la leishmaniasis cutánea y las precipitaciones en el departamento de Córdoba, durante el periodo 2014 a 2023. Mediante el uso de Sistemas de Información Geográfica (SIG), se identificaron patrones espaciales y se evaluó su asociación con factores ambientales.

Los análisis de densidad de Kernel y autocorrelación espacial revelaron la presencia de patrones espaciales significativos en la distribución de los casos de leishmaniasis cutánea. El índice de Moran Global fue positivo y estadísticamente significativo en todos los años analizados, indicando un fuerte agrupamiento espacial de la incidencia. Estos resultados sugieren que los casos no se distribuyen aleatoriamente en el territorio, sino que siguen patrones definidos posiblemente por condiciones ambientales, sociales y ecológicas (Cardoso et al., 2019; Cosma et al., 2024; Valderrama-Ardila et al., 2010).

El análisis LISA permitió identificar conglomerados locales de alta incidencia persistente en municipios como Valencia, Tierralta, Montelíbano, Puerto Libertador y San José de Uré, zonas que coinciden con focos endémicos tradicionales donde confluyen múltiples factores: alta humedad, cobertura boscosa, actividades agropecuarias o extractivas y limitado acceso a los servicios de salud (Hernandez et al., 2019). La estimación de densidad de Kernel reforzó esta interpretación al mostrar núcleos densos y estables a lo largo del periodo analizado.

En particular, los municipios de Tierralta y Valencia, ubicados en la subregión del Alto Sinú, concentraron los mayores valores de incidencia. Esta zona se caracteriza por su clasificación ecológica como bosque húmedo tropical, presencia de suelos fértiles, alta pluviosidad, y elementos geográficos determinantes como el Parque Nacional Natural Paramillo, la cuenca alta del río Sinú, y la hidroeléctrica de Urrá (CVS, 2025). Estas zonas coinciden con subregiones ecológicas de bosque húmedo tropical, con alta pluviosidad, vegetación densa y condiciones ambientales propicias para la supervivencia del vector. Además, en estos territorios confluyen factores sociales

como pobreza rural, baja cobertura en salud y conflicto armado, que aumentan la exposición y dificultan la respuesta sanitaria. Estas condiciones favorecen hábitats propicios para el desarrollo del vector (*Lutzomyia* spp.) y la transmisión de la enfermedad (Valderrama-Ardila et al., 2010).

Por otra parte, regiones como la zona costanera y sabana del departamento, presentaron menor incidencia de casos. Estas áreas conformadas por bosques secos tropicales fuertemente intervenidos, con pérdida de cobertura vegetal, agricultura extensiva y baja humedad ambiental (CVS, 2025), ofrecen condiciones menos favorables para el vector.

Puerto Libertador, por su parte, representa un caso particular donde la expansión minera, la deforestación y la migración asociada al conflicto armado han modificado drásticamente el paisaje, aumentando el contacto entre humanos y vectores, y elevando el riesgo de transmisión (Cardoso et al., 2019; Hernandez et al., 2019).

La interpolación espacial de la precipitación media anual permitió visualizar la distribución de las lluvias a lo largo del departamento, identificando zonas con mayores volúmenes de precipitación en el sur y suroccidente, especialmente en las subregiones del Alto Sinú y partes del San Jorge medio. Esta distribución coincide geográficamente con las zonas de mayor incidencia de la enfermedad. Los resultados mostraron un gradiente de precipitación decreciente de sur a norte, lo cual puede explicarse por la influencia de factores orográficos, como la cercanía con la Serranía de Abibe y el Parque Paramillo (CVS, 2025), donde la humedad atmosférica se condensa con mayor facilidad. Esta información es relevante para la vigilancia epidemiológica, ya que confirma que las regiones más lluviosas coinciden con áreas de mayor riesgo.

El análisis de correlación de Spearman evidenció asociaciones positivas entre la incidencia de leishmaniasis y la precipitación media anual en la mayoría de los años, destacándose correlaciones moderadas en 2014, mientras que en otros periodos la asociación fue más débil. Esto sugiere que la relación entre lluvias e incidencia no es uniforme ni lineal en el tiempo, y puede estar modulada por otros factores estructurales, sociales o ambientales (Valderrama-Ardila et al., 2010).

Los modelos de regresión de Poisson confirmaron un efecto positivo y sostenido de la precipitación sobre el número de casos, aunque de magnitud baja. No obstante, la consistencia estadística de este efecto refuerza la hipótesis de una influencia climática relevante en la dinámica de transmisión. La aplicación de modelos mixtos con intercepto por municipio permitió, además, evidenciar variabilidad espacial significativa, lo que resalta la necesidad de considerar las diferencias estructurales entre territorios para una comprensión más precisa del comportamiento epidemiológico (Hernandez et al., 2019).

Estos resultados muestran que integrar modelos estadísticos espaciales con SIG, permiten visualizar los patrones de distribución y también evaluar cuantitativamente la relación con variables ambientales, fortaleciendo así la toma de decisiones en salud pública (Cardoso et al., 2019).

Entre las principales limitaciones se encuentra la posible presencia de subregistro en los datos epidemiológicos y la agregación anual de la información, lo cual restringe el análisis de patrones estacionales. Asimismo, la distribución desigual de las estaciones meteorológicas pudo afectar la precisión de la interpolación de precipitaciones. El análisis se realizó a nivel municipal, y no se incorporaron variables socioeconómicas ni entomológicas, lo que limita una comprensión más integral de los factores asociados a la transmisión.

## 9 Conclusiones

El análisis espacial evidenció que la leishmaniasis cutánea en el departamento de Córdoba presenta una distribución geográfica no aleatoria, con agrupamientos significativos en municipios del sur como Tierralta, Valencia, Montelíbano, Puerto Libertador y San José de Uré. Estas zonas coinciden con subregiones ecológicas de bosque húmedo tropical, con alta pluviosidad, vegetación densa y condiciones ambientales propicias para la supervivencia del vector. Además, en estos territorios confluyen factores sociales como pobreza rural, baja cobertura en salud y conflicto armado, que aumentan la exposición y dificultan la respuesta sanitaria.

La interpolación de la precipitación media anual permitió identificar un gradiente climático en el departamento, donde las mayores lluvias se concentran en el Alto Sinú y el medio San Jorge, coincidiendo espacialmente con los focos de alta incidencia. Esto sugiere una relación directa entre las condiciones climáticas y ecológicas y la distribución de la enfermedad, al influir en el ciclo biológico del vector y su hábitat.

Los análisis estadísticos demostraron una asociación positiva entre las precipitaciones y la incidencia de leishmaniasis cutánea, especialmente evidente en los primeros años del periodo. Aunque la magnitud del efecto fue moderada, su consistencia en los modelos de Poisson y mixtos reafirma la influencia de la precipitación como factor ecológico relevante. Esta relación no fue uniforme a lo largo del tiempo, lo cual resalta la necesidad de incluir otras variables ambientales y sociales para fortalecer los modelos predictivos.

El uso integrado de Sistemas de Información Geográfica, análisis de autocorrelación espacial, interpolación climática y modelos estadísticos permitió comprender la dinámica territorial de la leishmaniasis cutánea con un enfoque multiescalar y contextualizado. Esta metodología constituye una herramienta fundamental para la vigilancia epidemiológica, la planificación en salud y la focalización de intervenciones.

## **10 Recomendaciones**

Priorizar los esfuerzos de vigilancia, prevención y control en municipios con conglomerados persistentes de alta incidencia como Tierralta y Valencia.

Incorporar variables climáticas en los sistemas de vigilancia epidemiológica y en la planeación de campañas de control vectorial.

Incluir otras variables ambientales (temperatura y humedad), sociales y ecológicas para mejorar la capacidad predictiva de los sistemas de alerta temprana.

Promover el uso de SIG y análisis espaciales en los programas de salud pública para la toma de decisiones basadas en la evidencia.

Capacitar al personal y autoridades locales en el uso de herramientas SIG para la vigilancia de enfermedades transmisibles y fomentar el uso de plataformas WebGIS para la visualización de resultados.

## Referencias

- Altamiranda-Saavedra, M., Gutierrez, J. D., Araque, A., Valencia-Mazo, J. D., Gutierrez, R., & Martinez-Vega, R. A. (2020). Effect of El Niño Southern Oscillation cycle on the potential distribution of cutaneous leishmaniasis vector species in Colombia. *PLoS Negl Trop Dis*, *14*(5), e0008324. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0008324>
- Anselin, L. (1995). Local Indicators of Spatial Association—LISA. *Geographical Analysis*, *27*(2), 93-115. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x>
- Cardoso, D. T., de Souza, D. C., de Castro, V. N., Geiger, S. M., & Barbosa, D. S. (2019). Identification of priority areas for surveillance of cutaneous leishmaniasis using spatial analysis approaches in Southeastern Brazil. *BMC Infectious Diseases*, *19*(1), 318. <https://doi.org/10.1186/s12879-019-3940-4>
- Castillo-Castaneda, A., Herrera, G., Ayala, M. S., Fuya, P., & Ramirez, J. D. (2021). Spatial and Temporal Variability of Visceral Leishmaniasis in Colombia, 2007 to 2018. *Am J Trop Med Hyg*, *105*(1), 144-155. <https://doi.org/10.4269/ajtmh.21-0103>
- Cosma, C., Maia, C., Khan, N., Infantino, M., & Del Riccio, M. (2024). Leishmaniasis in Humans and Animals: A One Health Approach for Surveillance, Prevention and Control in a Changing World. *Trop Med Infect Dis*, *9*(11). <https://doi.org/10.3390/tropicalmed9110258>
- Cuadros, D. F., Chen, X., Li, J., Omori, R., & Musuka, G. (2024). Advancing Public Health Surveillance: Integrating Modeling and GIS in the Wastewater-Based Epidemiology of Viruses, a Narrative Review. *Pathogens*, *13*(8). <https://doi.org/10.3390/pathogens13080685>
- CVS. (2025). *Cobertura Geográfica*. Corporación Autónoma Regional de los Valles del Sinú y del San Jorge. Retrieved 10/07/2025 from <https://cvs.gov.co/cobertura-geografica/#1618430401496-be8715c0-308b>
- ESRI. (2024a). *Autocorrelación espacial (I de Moran global) (Estadística espacial)*. Retrieved Mayo 20 2025 from <https://pro.arcgis.com/es/pro-app/latest/tool-reference/spatial-statistics/spatial-autocorrelation.htm>
- ESRI. (2024b). *Cluster and Outlier Analysis (Anselin Local Moran's I) (Spatial Statistics)*. <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/3.3/tool-reference/spatial-statistics/cluster-and-outlier-analysis-anselin-local-moran-s.htm>
- ESRI. (2025). *Conceptos básicos del análisis de regresión*. <https://pro.arcgis.com/es/pro-app/latest/tool-reference/spatial-statistics/regression-analysis-basics.htm>
- Ferro, C., Lopez, M., Fuya, P., Lugo, L., Cordovez, J. M., & Gonzalez, C. (2015). Spatial Distribution of Sand Fly Vectors and Eco-Epidemiology of Cutaneous Leishmaniasis

- Transmission in Colombia. *PLoS One*, *10*(10), e0139391. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0139391>
- Firouraghi, N., Bergquist, R., Fatima, M., Mohammadi, A., Hamer, D. H., Shirzadi, M. R., & Kiani, B. (2023). High-risk spatiotemporal patterns of cutaneous leishmaniasis: a nationwide study in Iran from 2011 to 2020. *Infect Dis Poverty*, *12*(1), 49. <https://doi.org/10.1186/s40249-023-01103-1>
- García Leal, Y. J., Carrero Sarmiento, D. A., & Hoyos López, R. O. (2022). DIVERSIDAD DEL GÉNERO *Lutzomyia* (Diptera: Psychodidae) EN MUNICIPIOS DEL DEPARTAMENTO DE CÓRDOBA – COLOMBIA. *Acta Biológica Colombiana*, *27*(3). <https://doi.org/10.15446/abc.v27n3.90684>
- Ghatee, M. A., Sharifi, I., Mohammadi, N., Moghaddam, B. E., & Kohansal, M. H. (2023). Geographical and climatic risk factors of cutaneous leishmaniasis in the hyper-endemic focus of Bam County in southeast Iran. *Front Public Health*, *11*, 1236552. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2023.1236552>
- Gonzalez, C., Leon, C., Paz, A., Lopez, M., Molina, G., Toro, D., Ortiz, M., Cordovez, J. M., Atencia, M. C., Aguilera, G., & Tovar, C. (2018). Diversity patterns, *Leishmania* DNA detection, and bloodmeal identification of Phlebotominae sand flies in villages in northern Colombia. *PLoS One*, *13*(1), e0190686. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0190686>
- Gutierrez, J. D., Altamiranda-Saavedra, M., Avila-Jimenez, J., Martins, I. A., & Virginio, F. (2024). Effect of environmental variables on the incidence of Visceral Leishmaniasis in Brazil and Colombia. *Acta Trop*, *252*, 107131. <https://doi.org/10.1016/j.actatropica.2024.107131>
- Hernandez, A. M., Gutierrez, J. D., Xiao, Y., Branscum, A. J., & Cuadros, D. F. (2019). Spatial epidemiology of cutaneous leishmaniasis in Colombia: socioeconomic and demographic factors associated with a growing epidemic. *Trans R Soc Trop Med Hyg*, *113*(9), 560-568. <https://doi.org/10.1093/trstmh/trz043>
- Herrera, G., Teheran, A., Pradilla, I., Vera, M., & Ramirez, J. D. (2018). Geospatial-temporal distribution of Tegumentary Leishmaniasis in Colombia (2007-2016). *PLoS Negl Trop Dis*, *12*(4), e0006419. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0006419>
- Hodo, C. L., & Hamer, S. A. (2017). Toward an Ecological Framework for Assessing Reservoirs of Vector-Borne Pathogens: Wildlife Reservoirs of *Trypanosoma cruzi* across the Southern United States. *ILAR J*, *58*(3), 379-392. <https://doi.org/10.1093/ilar/ilx020>
- INS. (2024a). *Boletín epidemiológico Semana 48*. Instituto Nacional de Salud Retrieved from [https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/BoletinEpidemiologico/2024\\_Boletin\\_epidemiologico\\_semana\\_48.pdf](https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/BoletinEpidemiologico/2024_Boletin_epidemiologico_semana_48.pdf)

- INS. (2024b). *Protocolo de Vigilancia en Salud Pública de Leishmaniasis*. Instituto Nacional de Salud Retrieved from [https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/Lineamientos/Pro\\_Leishmaniasis.pdf](https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/Lineamientos/Pro_Leishmaniasis.pdf)
- INS. (2025). *SIVIGILA*. Instituto Nacional de Salud. Retrieved 20/06/2025 from <https://www.ins.gov.co/Direcciones/Vigilancia/Paginas/SIVIGILA.aspx>
- Javaid, M., Sarfraz, M. S., Aftab, M. U., Zaman, Q. U., Rauf, H. T., & Alnowibet, K. A. (2023). WebGIS-Based Real-Time Surveillance and Response System for Vector-Borne Infectious Diseases. *Int J Environ Res Public Health*, 20(4). <https://doi.org/10.3390/ijerph20043740>
- Lu, C., Ullah, Z., Khan, K., Shah, S. U., Jamal, M., & Khan, N. H. (2024). Environmental and socio-demographic factors associated with cutaneous leishmaniasis in district Khyber, Pakistan; alarming spread of the disease to new foci. *Heliyon*, 10(8), e29571. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e29571>
- Machado da Silva, A. V., Figueiredo Mafra Magalhães, M. d. A., Peçanha Brazil, R., & Araujo Carreira, J. C. (2011). Ecological study and risk mapping of leishmaniasis in an endemic area of Brazil based on a geographical information systems approach. *Geospatial Health*, 6, 33-40. <https://doi.org/https://doi.org/10.4081/gh.2011.155>
- Mahara, G., Wang, C., Yang, K., Chen, S., Guo, J., Gao, Q., Wang, W., Wang, Q., & Guo, X. (2016). The Association between Environmental Factors and Scarlet Fever Incidence in Beijing Region: Using GIS and Spatial Regression Models. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 13(11), 1083. <https://www.mdpi.com/1660-4601/13/11/1083>
- Maracy, M. R., Jaffary, F., Ebrahimi, A., Sokhanvari, F., Heidari, A., Sharifian-Koupaiee, H., Fadaei, R., Ramazanpour, J., & Moazeni, M. (2021). GIS-based risk mapping of cutaneous leishmaniasis: a survey in an endemic area of Central Iran. *Environ Sci Pollut Res Int*, 28(41), 57470-57485. <https://doi.org/10.1007/s11356-021-14455-8>
- Masimalai, P. (2014). Remote sensing and Geographic Information Systems (GIS) as the applied public health and environmental epidemiology. *International Journal of Medical Science and Public Health*, 3(12). <https://doi.org/10.5455/ijmsph.2014.081020141>
- Munoz-Ortiz, A., Beltran, M., Vargas Durango, J., Mestre, G., Santamaria Herreno, E., & Escovar, J. E. (2024). Spatio-Temporal distribution of a vector of cutaneous leishmaniasis: *Pintomyia longiflocosa*, in a population from the Colombian Andean Mountains. *PLoS Negl Trop Dis*, 18(6), e0012237. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0012237>
- Munoz Morales, D., Suarez Daza, F., Franco Betancur, O., Martinez Guevara, D., & Liscano, Y. (2024). The Impact of Climatological Factors on the Incidence of Cutaneous Leishmaniasis (CL) in Colombian Municipalities from 2017 to 2019. *Pathogens*, 13(6). <https://doi.org/10.3390/pathogens13060462>

- OMS. (2023). *Leishmaniasis*. Organización Mundial de la Salud. <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/leishmaniasis>
- OPS. (2023). *Leishmaniasis: informe epidemiológico de las Américas*. OPS: Organización Panamericana de la Salud Retrieved from <https://iris.paho.org/handle/10665.2/59170>
- Ovalle-Bracho, C., Londono-Barbosa, D., Salgado-Almario, J., & Gonzalez, C. (2019). Evaluating the spatial distribution of Leishmania parasites in Colombia from clinical samples and human isolates (1999 to 2016). *PLoS One*, *14*(3), e0214124. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0214124>
- Patino-Londono, S. Y., Salazar, L. M., Acero, C. T., & Bernal, I. D. V. (2017). [Socio-epidemiological and cultural aspects of cutaneous leishmaniasis: conceptions, attitudes and practices in the populations of Tierralta and Valencia (Cordoba, Colombia)]. *Salud Colect*, *13*(1), 123-138. <https://doi.org/10.18294/sc.2017.1079> (Aspectos socioepidemiológicos y culturales de la leishmaniasis cutánea: concepciones, actitudes y prácticas en las poblaciones de Tierralta y Valencia, (Cordoba, Colombia).)
- Saadene, Y., Salhi, A., Mliki, F., & Bouslama, Z. (2023). Climate change and cutaneous leishmaniasis in the province of Ghardaia in Algeria: A model-based approach to predict disease outbreaks. *Ann Saudi Med*, *43*(5), 263-276. <https://doi.org/10.5144/0256-4947.2023.263>
- Saran, S., Singh, P., Kumar, V., & Chauhan, P. (2020). Review of Geospatial Technology for Infectious Disease Surveillance: Use Case on COVID-19. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, *48*(8), 1121-1138. <https://doi.org/10.1007/s12524-020-01140-5>
- Siabato, W., & Guzmán-Manrique, J. (2019). La autocorrelación espacial y el desarrollo de la geografía cuantitativa. *Cuadernos de Geografía: Revista Colombiana de Geografía*, *28*, 1-22. [http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0121-215X2019000100001&nrm=iso](http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0121-215X2019000100001&nrm=iso)
- Steverding, D. (2017). The history of leishmaniasis. *Parasites & Vectors*, *10*(1), 82. <https://doi.org/10.1186/s13071-017-2028-5>
- Team, R. C. (2025). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. In (Version 4.5.0) R Foundation for Statistical Computing. [www.R-project.org/](http://www.R-project.org/)
- Ullah, W., Yen, T. Y., Niaz, S., Nasreen, N., Tsai, Y. F., Rodriguez-Vivas, R. I., Khan, A., & Tsai, K. H. (2023). Distribution and Risk of Cutaneous Leishmaniasis in Khyber Pakhtunkhwa, Pakistan. *Trop Med Infect Dis*, *8*(2). <https://doi.org/10.3390/tropicalmed8020128>
- Valbuena-Garcia, A. M., & Rodriguez-Villamizar, L. A. (2018). Análisis espacial en epidemiología: revisión de métodos. *Revista de la Universidad Industrial de Santander. Salud*, *50*, 358-365. [http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0121-08072018000400358&nrm=iso](http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0121-08072018000400358&nrm=iso)

---

Valderrama-Ardila, C., Alexander, N., Ferro, C., Cadena, H., Marín, D., Holford, T. R., Munstermann, L. E., & Ocampo, C. B. (2010). Environmental risk factors for the incidence of American cutaneous leishmaniasis in a sub-Andean zone of Colombia (Chaparral, Tolima). *Am J Trop Med Hyg*, 82(2), 243-250. <https://doi.org/10.4269/ajtmh.2010.09-0218>