Modelación espacial del riesgo de Desastres Naturales en Colombia 2010-2016

Luisa Fernanda Bernal Navarro

Maria Alejandra Grajales Quiroga

Proyecto de grado para obtener el título de

Ingeniera Catastral y Geodesta

Director del proyecto

PhD. Carlos Eduardo Melo Martínez

Universidad Distrital Francisco José de Caldas

Facultad de Ingeniería

Bogotá D.C., Colombia

2019

Modelación espacial del riesgo de Desastres Naturales en Colombia 2010-2016

Luisa Fernanda Bernal Navarro

Maria Alejandra Grajales Quiroga

Director del proyecto

PhD. Carlos Eduardo Melo Martínez

Bogotá D.C., Colombia

2019

Dedicatoria

Dedicamos este proyecto de grado a nuestras familias porque han sido el pilar fundamental en nuestras vidas y porque nos han apoyado incondicionalmente. Gracias por confiar y creer en nosotras, por ser promotores de nuestros sueños, y por los valores y principios que nos han inculcado.

Agradecimientos

Queremos agradecer principalmente a la Universidad Distrital Francisco José de Caldas, que a través de sus maestros aportaron a nuestra construcción intelectual, mediante la divulgación del conocimiento. Deseamos hacer un reconocimiento especial a nuestro director Carlos Eduardo Melo Martínez, quien nos brindó asesoramiento cuando lo necesitábamos e infundió en nosotras el interés por la estadística espacial. También, a nuestros familiares que creyeron en nosotras y nos alentaron en los momentos difíciles y por último a las amistades que fueron cultivadas en este trayecto y nos enseñaron a ser mejores personas.

"Si puedes encontrar un camino sin obstáculos, probablemente no guía a ningún sitio"

Frank A. Clark.

Resumen

El riesgo es una problemática latente en el territorio colombiano debido a la existencia de fenómenos naturales que se exteriorizan como consecuencia de la diversidad geológica, geomorfológica, hidrológica y climática. Estas condiciones llegar a representar amenazas tanto sociales como económicas. Cabe añadir que estos fenómenos naturales son causados no solo por las condiciones físicas y naturales del territorio sino también por actividades humanas que conllevan a desequilibrios en el medio ambiente y por la escasez de herramientas de apoyo para contrarrestar el riesgo.

En este proyecto se realizó una modelación espacial del riesgo en fenómenos hidrometereológicos utilizando información del Departamento Nacional de Planeación y de la Unidad Nacional para la Gestión de Riesgos Naturales. También se tuvieron en cuenta las variables que involucran a la población afectada y los mecanismos de control que tiene cada municipio de Colombia para enfrentar una urgencia. Adicional a esto, se utilizaron estadísticos, como el índice de Moran que permitió determinar un patrón de distribución espacial de la variable respuesta y ver la autocorrelación espacial que existe con las variables independientes. Los resultados indican que el riesgo se ve influenciado por la planificación del territorio en temas de gestión del riesgo, ya que los municipios que presentan menos fortalezas en estas capacidades, son aquellos que se encuentran con mayor amenaza y vulnerabilidad.

Tabla de Contenido

Capítulo 1 Introducción e información general 1
1.1. Introducción 1
1.2. Planteamiento del problema 3
1.3. Objetivos 4
1.3.1. Objetivo general 4
1.3.2. Objetivos específicos 4
1.4. Descripción zona de estudio 5
1.5. Justificación del problema 7
Capítulo 2 Marco de Referencia 8
2.1. Marco de Antecedentes 8
2.2. Marco Teórico 11
2.2.1. Desastre Hidrometeorológico 11
2.2.2. Riesgo 12
2.2.3. Amenaza 12
2.2.4. Vulnerabilidad 13
2.2.5. Autocorrelación espacial 13
2.2.6. Heterogeneidad espacial 14
2.2.7. Contrastes Globales 14
2.2.8. Contrastes Locales 15
2.2.9. Modelos de dependencia espacial. 16
2.3. Marco Institucional 19
2.3.1. Sistema Nacional de Gestión del Riesgo de Desastres (SNGRD) 19
2.3.2. Unidad Nacional para la Gestión del Riesgo de Desastres 20
2.3.3. Plan Nacional de Gestión del Riesgo 2015-2025 20
2.3.4. Fondo Nacional de Gestión del Riesgo 21
2.4. Marco legal y normativo 21

Capítulo 3 Metodología 23
3.1. Documentación bibliográfica: 24
3.2. Recolección de datos y materiales: 24
3.3. Análisis exploratorio de datos espaciales 28
3.3.1. Descripción y visualización de distribución espacial 28
3.3.2. Selección de matriz de pesos espaciales 29
3.1.1. Contrastes globales, locales y bivariados 30
3.2. Análisis confirmatorio de los datos 31
3.2.1. Estimación por mínimos cuadrados ordinarios 31
3.2.2. Construcción y selección de mejor modelo regresivo espacial 32
3.2.3. Validación e interpretación del modelo 32
3.3. Análisis de impactos 33
3.4. Regresión geográficamente ponderada 33
Capítulo 4 Resultados 35
4.1. Análisis Exploratorio de los datos 36
4.1.1. Descripción y visualización de distribución espacial 36
4.1.2. Matriz de pesos espaciales 38
4.1.3. Contrastes globales 40
4.1.4. Contrastes locales 41
4.1.5. Contrastes bivariados 44
4.2. Análisis confirmatorio de los datos 45
4.2.1. Estimación por mínimos cuadrados ordinarios 45
4.2.2. Construcción y selección de mejor modelo regresivo espacial 48
4.2.3. Validación e interpretación del modelo 50
4.3. Análisis de impactos 52
4.4. Regresión geográficamente ponderada 53

Capítulo 5 Conclusiones y recomendaciones 61

Anexos 64

Lista de referencias 70

Lista de tablas

Tabla 1. Estadísticos de asociación Espacial Global 14
Tabla 2. Estadísticos de asociación Espacial Local 15
Tabla 3. Definición de variables 24
Tabla 4. Resumen de estadísticas descriptivas de la variable IRCAP 2010-2016 38
Tabla 5. Criterios de selección matriz W IRCAP 2010-2016 39
Tabla 6: Contrastes globales de las variables 40
Tabla 7. Contrastes bivariados de variable endógena con variables exógenas 44
Tabla 8. Resumen del Modelo Clásico Transformado 46
Tabla 9. Resultado de supuestos de Modelo Clásico Transformado 46
Tabla 10. Resultado de Supuesto de Multicolinealidad del Modelo Clásico Transformado 48
Tabla 11. Resumen Prueba de Multiplicadores de Lagrange 49
Tabla 12. Resumen modelos espaciales evaluados 49
Tabla 13. Resumen del Modelo GNS 51
Tabla 14. Análisis de Impactos IRCAP 53
Tabla 15. Resumen Regresión Global 54
Tabla 16. Resumen GWR 55

Lista de figuras

Figura 1. Mapa de Colombia 6

Figura 2: Diagrama de Flujo Metodología..... 23

Figura 3. Mapa de Cuantiles IRCAP 2010-2016 36

Figura 4. Histograma (Izquierda) y Boxplot (Derecha) del IRCAP 2010-2016..... 37

Figura 5. Dispersograma de Moran(izquierda) y Correlograma de Moran (derecha) de IRCAP. 39

Figura 6. Mapas LISA de la variable IRCAP (Izquierda: Cluster, Derecha: Significancia) 42

Figura 7. Mapas Getis de la variable IRCAP (Izquierda: Cluster, Derecha: Significancia)..... 43

Figura 8: Mapa de Residuales de Modelo Clásico Transformado 47

Figura 9: Histograma residuales modelo GNS (derecha) y diagrama de dispersión residuales GNS al cuadrado (izquierda) 51

Figura 10. R-Cuadrado Local 55

Figura 11. Mapa coeficiente estimado (izquierda) y p-valor (derecha) de la variable Cantidad de Eventos..... 56

Figura 12. Mapa coeficiente estimado (izquierda) y p-valor (derecha) de la variable Inundaciones Lentas..... 57

Figura 13. Mapa coeficiente estimado (izquierda) y p-valor de la variable Flujo Torrencial 57

Figura 14. Mapa coeficiente estimado (izquierda) y p-valor (derecha) de la variable IPM ajustado 58

Figura 15. Mapa coeficiente estimado de C_FINAN (izquierda) y p-valor de C_FINAN (derecha) 58

Figura 16. Mapa coeficiente estimado (izquierda) y p-valor (derecha) de la variable Componente Financiero 59

Figura 17. Mapa coeficiente estimado (izquierda) y p-valor (derecha) de la variable Componente Socioeconómico..... 59

Figura 18. Mapa coeficiente estimado (izquierda) y p-valor (derecha) de la variable Componente de Gestión de Riesgo de Desastres 60

Capítulo 1
Introducción e información general

1.1. Introducción

Los desastres por la ocurrencia de eventos naturales son perturbaciones que afectan el entorno ambiental, social y económico de un país (Bello, 2017), causando fuertes consecuencias sociales y pérdidas humanas que permiten evaluar el riesgo del evento. Pero este no solo se encuentra asociado a la posibilidad de ocurrencia, sino además viene ligado a las condiciones de vulnerabilidad de la población, a la fragilidad, la susceptibilidad o la falta de resiliencia de la población ante amenazas de diferente índole. Dicho de otro modo, los desastres se caracterizan por ser eventos socio-ambientales cuya materialización es el resultado de la construcción social del riesgo. Por lo tanto, su reducción debe hacer parte de los procesos de toma de decisiones, no solo en el caso de reconstrucción post-desastre, sino también en la formulación de políticas públicas y en la planificación del desarrollo. Por esta razón, es necesario fortalecer el desarrollo institucional y estimular la inversión para la reducción de la vulnerabilidad con el fin de contribuir al desarrollo sostenible de los países (BID, 2010).

En Colombia, con la Ley 1523 de 2012 se define la gestión del riesgo como un proceso orientado a la formulación, ejecución y evaluación de políticas, estrategias, instrumentos para la planificación, programas y regulaciones, y enfocado hacia la reducción y manejo de desastres con el objetivo de mitigar el riesgo, para brindarle a la sociedad una mejor calidad de vida. Cabe añadir que también se habla de la creación de fondos territoriales a nivel departamental, municipal y distrital, esto con el objetivo de contar con financiamiento si se presenta alguna emergencia que requiera de donaciones para solventarla.

La presente monografía tiene como propósito brindar una nueva alternativa a la medición del riesgo mediante la modelación de un índice de riesgo, usando variables que involucran a la población afectada (cantidad de muertos, heridos, viviendas averiadas y viviendas destruidas, por mencionar algunas) y componentes que involucran el sistema financiero y socioeconómico del país, y la gestión del riesgo, con el objetivo de ser insumo para la toma de decisiones en cuestiones de priorización de inversión y otros ámbitos que involucran la gestión del riesgo. Para realizar lo anterior, se consultaron diferentes referencias bibliográficas de la normativa que se ha venido desarrollando los últimos años, así como la medición del riesgo en países diferentes a Colombia. La base datos que usada hace parte del reporte de emergencia que tiene la UNGRD (Unidad Nacional para la Gestión del

Riesgo de Desastres de la Presidencia de la República de Colombia) desde el 2010 hasta el 2016. La información del índice municipal de riesgo de desastres de Colombia del DNP (Departamento Nacional de Planeación) también fue objeto de estudio.

Para la realización del proyecto se plantean 5 capítulos que permiten una mayor organización y entendimiento de lo realizado. Se inicia con un capítulo de información general e introducción a la problemática que viene teniendo Colombia en materia de riesgo por desastres naturales, así como la justificación de la realización del trabajo de grado, cuáles son sus objetivos y una descripción de la zona a trabajar. Luego se desarrolla un marco de referencia en el capítulo 2 para tener un mayor acercamiento de cómo se ha manejado a nivel nacional e internacional el riesgo de desastres naturales, e igualmente se presentan bases teóricas referentes a estadística espacial.

En cuanto al capítulo 3 y 4, en los cuales se plasman la metodología utilizada y los resultados obtenidos, es posible evidenciar cada uno de los pasos realizados para la modelación del índice de riesgo ajustado a capacidades (IRCAP) por medio de la construcción de un modelo regresivo espacial y complementado con una regresión geográficamente ponderada. Teniendo en cuenta los resultados y análisis del capítulo 4, se procede a realizar una discusión de cómo se está comportando el riesgo en Colombia según las capacidades de los municipios y a qué conclusiones se llega luego de la modelación.

1.2. Planteamiento del problema

El territorio colombiano cuenta con un área aproximada de 1’141.748 km2. Está constituido por una amplia diversidad geológica, geomorfológica, hidrológica y climática, la cual se expresa en un conjunto de fenómenos que representan una amenaza para el desarrollo social y económico del país que se encuentra ubicado en la zona intertropical. Esta zona permite la presencia de un patrón de lluvias unimodal en las regiones: Amazonía, Orinoquía y en la mayor parte del Caribe, y una distribución bimodal en la región Andina. Los valores extremos de precipitación y sequía son fuertemente exacerbados por la influencia de los fenómenos de El Niño y La Niña. Además, las condiciones geográficas de Colombia ubican al país entre los territorios vulnerables al cambio climático, ya que cuenta con zonas costeras bajas, áridas y semiáridas; zonas con cobertura forestal y expuestas al deterioro forestal; zonas propensas a los desastres naturales, expuestas a la sequía y a la desertificación; y zonas con ecosistemas frágiles, incluidos los ecosistemas montañosos (UNGRD, 2012). La situación vulnerable de Colombia se puede evidenciar a partir de la historia que nos muestra cómo los desastres naturales pueden generar daños graves en el territorio. Por ejemplo, la avalancha que destruyó a Armero en 1985 dejando cerca de 25.000 personas sepultadas bajo el lodo; el terremoto de Páez (1994) que originó el desbordamiento de los ríos Páez, La Plata y Magdalena afectó a 15 municipios (9 del Cauca y 6 del Huila) debido al desprendimiento de un casquete de hielo del volcán nevado del Ruiz. Este desastre natural dejó 1.100 víctimas mortales. Eventos ocasionados por las fuertes lluvias como las inundaciones de Girón, Santander en 2005, el desbordamiento del canal del Dique en Atlántico en 2010 y la tragedia de Salgar en 2015 (Quintero, 2017) generaron importantes pérdidas de vidas humanas, además de viviendas destruidas y familias damnificadas. No podemos olvidar la tragedia de Mocoa ocurrida al sur del país y provocada por una avalancha. Las víctimas fatales superaron las 312, de las cuales 102 fueron menores de edad, hubo 127 desaparecidos (Agencia Colprensa, 2017) y más de 100 viviendas destruidas.

Los desastres naturales se han convertido en un problema que con el paso del tiempo despierta preocupación en los gobiernos de todo el mundo y en las agencias internacionales. Se hace necesaria y urgente una reducción de su recurrencia, severidad e impacto, especialmente en los países en desarrollo. En Colombia actualmente existen normativas que permiten la estructuración de la gestión del riesgo, pero la evaluación del riesgo como tal aún se encuentra en desarrollo. El riesgo se puede expresar mediante un indicador que actúe como un criterio para valorar, analizar y evaluar el comportamiento de variables, es decir, las características, componentes, factores y elementos que son razón de estudio. A partir de estos indicadores es posible planificar y tomar decisiones que reduzcan el riesgo (Quintero Uribe, 2000).

Hasta el día de hoy, en el mundo se han publicado 108 índices de riesgo, de los cuales solo 2 se han hecho para Colombia con el objetivo de diagnosticar y medir el riesgo. Por esta razón, este tema es novedoso en el país y tiene un campo amplio de investigación ya que la modelación de las variables que intervienen en un fenómeno natural se ha evaluado y descrito de manera individual y no de manera colectiva, lo que impide la correlación entre variables para encontrar las inferencias que estas tienen entre sí. Por ejemplo, conocer qué tipo de eventos pueden presentarse en el futuro en una región determinada, teniendo en cuenta el grado de ocurrencia, nos permite orientar el desarrollo de la región, de modo que el impacto pueda ser mitigado mediante la intervención en la ocurrencia del evento, en el caso de que esto sea posible, o modificando las condiciones que propician que los efectos del mismo se presenten (Maskrey, 1993).

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

Proponer un modelo estadístico espacial que nos permita describir la variación de un índice de riesgo teniendo en cuenta diferentes desastres naturales ocurridos entre 2010 y 2016 a nivel nacional.

1.3.2. Objetivos específicos

- Revisar las normas existentes en Colombia que involucren la gestión del riesgo y los índices que se han venido desarrollando en referencia al riesgo de desastres.
- Analizar el comportamiento espacial de variables que pueden afectar el riesgo de desastres naturales.
- Estimar un modelo estadístico espacial que describa el riesgo en fenómenos hidrometeorológicos, de acuerdo a los resultados de los supuestos evaluados.

1.4. Descripción zona de estudio

Colombia es un país que se encuentra al noroccidente de América del Sur, está regido por la Constitución de 1991 en la cual se define como "un Estado social de derecho, organizado en forma de República unitaria nacional, descentralizada, con autonomía de sus entidades territoriales, democrática, participativa y pluralista, fundada en el respeto de la dignidad humana, en el trabajo y la solidaridad de las personas que la integran y en la prevalencia del interés general".

Colombia es un país ubicado en el trópico, que tiene costas sobre los océanos Pacífico y Atlántico, cuenta con 32 departamentos y 1.124 municipios, con una superficie aproximada de 1.141.748 Km^2, limita al Norte con el mar de las Antillas, al este con Venezuela y Brasil, al Oeste con el Océano pacifico, al Nor-Oeste con Panamá y al Sur con Perú y Ecuador; dentro de la superficie terrestre es atravesado de Sur a Norte por los Andes que, cerca de la frontera meridional se dividen en tres ramales: cordilleras Occidental, Central y Oriental. Al Este de la cordillera Oriental se encuentra la Orinoquía o los Llanos, y la Amazonía colombiana (Ministerio de Asuntos Exteriores y de Cooperación, 2017).

El país cuenta con las siguientes seis regiones, caracterizadas por (Martínez, 2018):

- Región Caribe: esta región comprende las llanuras costeras del Caribe colombiano y los grupos montañosos de los Montes de María y la Sierra Nevada de Santa Marta.
- Región Pacífica: es la región más húmeda, con altas temperaturas y lluvias constantes. En la zona norte se encuentran selvas con gran biodiversidad, mientras la zona sur se caracteriza por un relieve más plano con presencia de acantilados y playas bordeadas de manglares.
- Región Andina: región en la cual se concentra el mayor número de habitantes de Colombia, con gran variedad de climas, ya que está conformada por los tres brazos en los que se divide la cordillera de Los Andes.
- Región Orinoquia: región que ocupa una vasta zona al este desde la Cordillera Oriental hasta el río Orinoco, al norte limita con el río Arauca y al sur con el río Guaviare. La región se caracteriza por ser una inmensa llanura, recorrida por infinidad de ríos que van a desembocar al Orinoco, entre los que se destacan el Meta, el Vichada y el Casanare.
- Región Amazonia: región ubicada al sur de la Orinoquia, caracterizada por ser una zona de llanura por los afluentes del Amazonas: Vaupés, Caquetá y Putumayo.

- Región Insular: conformada por todas las islas alejadas de la plataforma continental de Colombia como el Archipiélago de San Andrés y Providencia en el océano Atlántico, y las islas Malpelo y Gorgona en el Océano Pacífico.

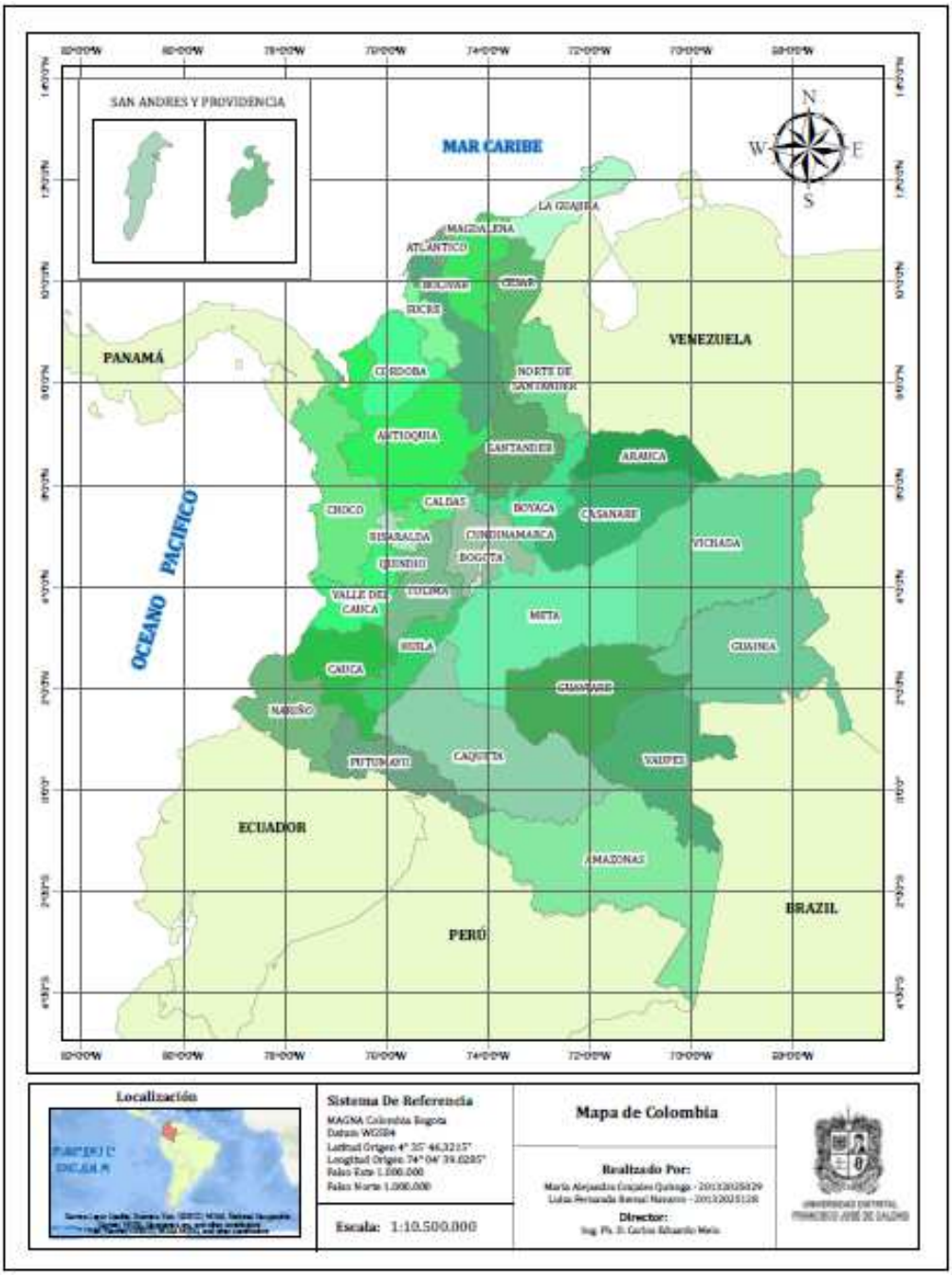


Figura 1. Mapa de Colombia

1.5. Justificación del problema

La gestión de riesgo en Colombia se encuentra en un constante avance, sin embargo, las pérdidas humanas y económicas se siguen presentando. Por esta razón se considera de vital importancia cuantificar el impacto de un evento catastrófico a partir de índices que nos permitan determinar la condición en la que se haya determinada región. Una de las limitaciones que se encuentran es la falta de conocimiento general y cualitativo de las amenazas naturales y antrópicas a escala nacional. Además, el conocimiento de las vulnerabilidades físicas, sociales, económicas y culturales de la Nación ante estas amenazas es mínimo, ya que mucha información se encuentra desactualizada o no existe. En la mayoría de los casos no es posible modelar ni cuantificar en forma apropiada el impacto de desastres potenciales, ya que hay temas poco trabajados y una articulación limitada entre los investigadores y las fuentes de información.

Por otro lado, desde una perspectiva positiva y optimista se puede afirmar, en general, que la gestión del riesgo poco a poco está siendo considerada en la planificación del desarrollo y del ordenamiento territorial. Los planes nacionales de desarrollo con cada gobierno en Colombia han venido aumentando sus referencias al tema y dedican mayor atención de manera explícita a la gestión del riesgo. Y estos lineamentos le dan un propósito para desarrollar investigaciones o aportes encaminados a la gestión de riesgo.

Esta monografía tiene como objetivo modelar la variación de un índice de riesgo, ya que esta información nos permite como ingenieros catastrales y geodestas intervenir en la planeación del territorio teniendo en cuenta la normativa vigente, además de crear un diagnóstico de la situación actual del país, gracias a la espacialización de los eventos tomados como objeto de estudio.

Capítulo 2
Marco de Referencia

El capítulo de marco de referencia está dividido en tres secciones. La primera sección está compuesta por el marco de antecedentes en el cual se establece la manera como se ha evaluado, analizado y manejado a nivel nacional e internacional el riesgo; en la segunda sección con el marco teórico se plantean conceptos utilizados para el desarrollo del proyecto, para esto se tienen en cuenta temas tales como el riesgo, desastres naturales hidrometereológicos y estadística espacial. Por último, en la sección de marco institucional se presenta la legislación para el riesgo en el caso colombiano, dándonos una aproximación de las entidades y leyes que se encargan del manejo del riesgo en el país.

2.1. Marco de Antecedentes

Las metodologías para la evaluación de riesgos se ven reflejadas en las distintas concepciones del riesgo. En algunos casos, la evaluación de riesgos se enfoca solo en la producción de mapas de amenazas, limitándose al análisis de la distribución, frecuencia, topología y magnitud de las mismas –el enfoque de las Ciencias Naturales. En otros casos, se combina una evaluación de amenazas con información de vulnerabilidad física, tal como la presencia de asentamientos, actividades económicas e infraestructuras vulnerables, en ubicaciones susceptibles a amenazas (OEA, 1993).

Más allá de estas dificultades que presenta el análisis del riesgo, existe una evidencia negativa de cómo, dónde y para quién el peligro se convierte en una respuesta no deseada. El daño que produce un desastre natural incluye muertes, cultivos destruidos, edificios dañados, viviendas inhabitables, entre otros, y es uno de los factores determinantes para analizar el riesgo. Todo esto es traducido en la materialización del riesgo (Sanahuja, 1999), de modo que, a partir de estos sucesos, las personas que se ven afectadas se encuentran en una situación de vulnerabilidad que es directamente proporcional al daño causado. Gracias al análisis de los daños se puede argumentar el impacto de los desastres en el contexto social y ambiental.

El riesgo que provoca un desastre natural puede ser analizado a partir de métodos estadísticos que involucran el tiempo y el espacio. Las técnicas convencionales, con las cuales se asume que las observaciones son independientes, habitualmente no aplican al análisis espacial debido a la semejanza que existe entre puntos o polígonos vecinos (Burt, Barber, & Rigby, 1996). La similitud entre vecinos y su alto grado de dependencia ha sido

sustentado claramente en la primera ley de la geografía que menciona que todos los puntos están relacionados entre sí, pero aquellos más cercanos tienen mayor relación (Tobler, 1970).

En este caso se requiere la aplicación de herramientas estadísticas donde este supuesto no sea enteramente vulnerado y se pondere la cercanía (o lejanía) de las observaciones (Hines & Hines, 1979). Ejemplos de este tipo de herramientas son la regresión geográficamente ponderada que es una técnica local importante para explorar la heterogeneidad espacial en las relaciones de datos. Cada regresión local de GWR (por sus siglas en inglés), se estima con datos cuya influencia decae con la distancia que comúnmente se define como línea recta o euclidiana (Fotheringham, Brunsdon, & Charlton, 2002).

Por otro lado, la información de series de tiempo para el análisis temporal muchas veces se ve restringida por la falta de datos confiables, además se requiere la aplicación de métodos estadísticos complejos (como los modelos autoregresivos o de promedio variante) en donde el valor observado en un punto del tiempo trata de predecir el comportamiento de otro valor en otro punto del tiempo. (Burt et al., 1996). Algunos estudios en diferentes partes del mundo, muestran cómo el análisis espacial nos brinda un diagnóstico de los fenómenos que ocurren en el territorio, por ejemplo, en México, para la ocurrencia de incendios forestales en Durango se utilizó el índice de Moran para determinar un patrón de distribución espacial y se hizo un análisis de estacionalidad y autocorrelación temporal utilizando los datos colectados.

Para determinar los factores más importantes que inciden en el tamaño de los incendios, se aplicó la regresión geográficamente ponderada cuya característica principal es la asignación de niveles de importancia (peso geográfico) en función de la distancia. Los resultados indican que los incendios forestales se distribuyen de manera agregada, son no-estacionarios y no están correlacionados temporalmente y que el tamaño de los incendios se manifiesta de acuerdo con la densidad de población y vías de acceso, lo que confirma la importancia del factor antropogénico en la magnitud de estos eventos. (Pérez-Verdín, Márquez-Linares, Cortés-Ortiz, & Salmerón-Macías, 2013).

En Italia, se realizó un estudio de mapeo en donde se analizó la autocorrelación espacial (I de Moran) para describir el comportamiento de variables socioeconómicas, como la densidad de población, la densidad de empleo, el volumen de negocios de las empresas y el stock de capital, que puede considerarse una exposición socioeconómica directa e indirecta a los desastres naturales. Estas medidas se pueden incorporar fácilmente en los modelos de evaluación de riesgos para proporcionar una imagen clara del riesgo de desastres para las áreas locales (Marin & Modica, 2016).

En Corea del sur, para examinar varios factores asociados con daños por desastres en 230 comunidades locales, realizaron un análisis de regresión que integra diez indicadores de vulnerabilidad para los aspectos sociales, económicos y ambientales, y un indicador único para las características del desastre. Con la información anterior se aplicó un modelo espacial autorregresivo (SAM, por sus siglas en inglés) basado en pruebas de diagnóstico de Lagrange para evaluar la autocorrelación espacial potencial en los residuales de mínimos cuadrados ordinarios (OLS, por sus siglas en inglés). Este estudio comparó los resultados de la regresión OLS con los de un modelo autorregresivo espacial, tanto para la presencia de autocorrelación espacial como para el rendimiento del modelo (Jeong & Yoon, 2018).

En otro estudio de caso, más relacionado con el tema del proyecto, que son los desastres hidrometereológicos, encontramos el uso de modelos espaciales para desarrollar métricas de riesgo de inundación y capacidad de adaptación al clima para evaluaciones de vulnerabilidad de comunidades urbanas e infraestructura crítica de suministro de agua (Espada, Apan, & Mcdougall, 2013). Este proyecto, realizado para la ciudad de Brisbane en Australia, tuvo en cuenta técnicas de autocorrelación espacial con énfasis en el I de Moran Global y el análisis de valores atípicos del I de Moran local de Anselin.

En Colombia la evaluación de riesgos se ha realizado de manera tradicional a partir de mapas e índices que describen el comportamiento de este en el espacio. Pese a que la información que se ha recolectado nos muestra un diagnóstico de cómo se encuentra el territorio, estas variables solo son moldeables si se ponen en función de una: el riesgo. Durante los últimos años, se ha ampliado la discusión sobre la gestión de desastres y se han reconocido las relaciones entre diversas variables sociales y biofísicas, dentro de múltiples escalas de tiempo y espacio. El riesgo empieza a ser analizado como un producto de procesos sociales particulares en el que influye de manera directa o indirecta el modelo de desarrollo de cada sociedad. De esta manera, la identificación de la vulnerabilidad social empieza a ser una pieza esencial en el análisis del riesgo en el que se reconocen la pobreza, la desigualdad social, el analfabetismo, la corrupción y la estructura de gobierno como variables sociales que necesitan ser tenidas en cuenta con el objetivo de generar resiliencia y adaptación territorial, conceptos que empiezan a ser asociados a fenómenos como el cambio climático (Calderon Ramirez & Frey, 2017).

En relación con la identificación de riesgos, el Sistema Nacional de Prevención y Atención de Desastres (SNPAD) cuenta con una capacidad técnica importante y fortalecida durante los últimos 10 años. Esta capacidad está representada en las entidades nacionales del conocimiento científico que lo apoyan y de logros notables en ciudades donde se han realizado estudios ejemplares cuando sus propósitos han sido bien definidos. Algunos de esos estudios son de microzonificación sísmica, deslizamientos e inundaciones de varias

ciudades capitales y detallados estudios de riesgo físico y de impacto económico de excelente nivel en ciudades tales como Bogotá, Manizales y varios municipios pequeños. Además, Colombia cuenta con redes de monitoreo y alerta sísmica, volcánica, hidrometeorológica y de maremotos, algunas con tecnología avanzada. Sin embargo, hay dificultades para garantizar la cobertura necesaria y la actualización tecnológica. Generalmente estos sistemas de monitoreo nacen de proyectos de investigación y no como instrumentos fundamentales para la actuación oportuna, la planificación y el desarrollo territorial (Cardona, s/f).

Con los planes y esquemas de ordenamiento territorial (POT) se inició la incorporación del riesgo en la planificación territorial en forma decidida bajo el marco de la Ley 388 de 1997. Sin embargo, según un análisis preliminar, la mayoría de los municipios incorpora el tema del riesgo y la gestión de manera deficiente. La debilidad institucional y la falta de experiencia a nivel territorial explican esta situación. En ese sentido, el Ministerio de Ambiente, Vivienda y Desarrollo Territorial y el Departamento Nacional de Planeación (DNP) hacen esfuerzos para mejorar la incorporación del riesgo debidamente en los POT, buscando superar esta limitación (CEPAL, 2007).

2.2.Marco Teórico

2.2.1. Desastre Hidrometeorológico

Los desastres hidrometeorológicos son aquellos derivados de fenómenos naturales relacionados con el agua, que pueden provocar desastres de diverso tipo. Por lo general están estrechamente vinculados con los procesos atmosféricos o con condiciones meteorológicas extremas (Martínez, s/f).

Para esta investigación se tendrán en cuenta específicamente los siguientes fenómenos hidrometeorológicos (Desinventar):

- Inundaciones: desbordamiento o subida de aguas, generalmente lentos, sobre pequeñas áreas o vastas regiones, que supera la sección del cauce de los ríos. Inundaciones por mareas en zonas litorales se reportarán bajo el término “marejada”.
- Movimientos en Masa: un fenómeno de remoción en masa es el proceso por el cual un volumen de material constituido por roca, suelo o escombros se desplaza por acción de la gravedad por una ladera. Son conocidos popularmente como deslizamientos o derrumbes.

- Flujo Torrencial: flujo violento de agua en una cuenca, a veces reportado como creciente (súbita, rápida) o como torrente. Se aplica cuando en los reportes aparece "avalancha", cuando la avenida transporta troncos de árboles y/o abundantes sedimentos desde finos hasta bloques de roca. Pueden ser generados por lluvias, por ruptura de represamientos o por abundantes deslizamientos sobre una cuenca.

2.2.2. Riesgo

Se define riesgo general como la probabilidad latente de que ocurra un hecho que produzca ciertos efectos, por lo tanto, el riesgo es la combinación de la probabilidad de la ocurrencia de un evento y la magnitud del impacto que puede causar, del mismo modo es la incertidumbre frente a la ocurrencia de eventos y situaciones que afecten los beneficios de una actividad (Mora, s/f).

Para la definición de riesgos en desastres naturales se tiene en cuenta lo acordado por Naciones Unidas para el Socorro en casos de Desastre (UNDRO, siglas en ingles), el cual se refiere al riesgo como la pérdida esperada a causa de una amenaza determinada en un elemento en riesgo, durante un período específico en el futuro. Según la manera en que se defina el elemento en riesgo, el riesgo puede medirse según la pérdida económica esperada, o según el número de vidas perdidas o la extensión del daño físico a la propiedad.

El proceso de manejo de riesgo tiene, por lo tanto, dos partes (Coburn, Spence, & Pomonis, 1991):

- Evaluación de riesgo: la cuantificación científica del riesgo proveniente de datos y entendimiento de los procesos implicados.
- Valoración de riesgo: el juicio social y político de la importancia de diversos riesgos según son enfrentados por individuos y comunidades. Este punto considera la compensación recíproca de los riesgos percibidos contra los beneficios potenciales, incluyendo también el balance de juicios científicos contra otros factores y creencias.

2.2.3. Amenaza

La amenaza o peligro está definida como "la probabilidad de ocurrencia de un evento potencialmente desastroso durante cierto periodo de tiempo en un sitio dado" (Unesco et al., 2002). Se considera peligro latente cuando un evento físico de origen natural, o causado, o inducido por la acción humana de manera accidental, se presente con una severidad suficiente para causar pérdida de vidas, lesiones u otros impactos en la salud, así

como también daños y pérdidas en los bienes, la infraestructura, los medios de sustento, la prestación de servicios y los recursos ambientales (Congreso de Colombia, 2012).

2.2.4. Vulnerabilidad

La vulnerabilidad está definida como el "grado de pérdida de un elemento o grupo de elementos bajo riesgo, resultado de la probable ocurrencia de un evento desastroso expresado en una escala de 0, o sin daño, a 1 o pérdida total" (Unesco et al., 2002).

Susceptibilidad o fragilidad física, económica, social, ambiental o institucional que tiene una comunidad de ser afectada o de sufrir efectos adversos en caso de que un evento físico peligroso se presente. Corresponde a la predisposición a sufrir pérdidas o daños de los seres humanos y sus medios de subsistencia, así como de sus sistemas físicos, sociales, económicos y de apoyo que pueden ser afectados por eventos físicos peligrosos (Congreso de Colombia, 2012).

2.2.5. Autocorrelación espacial

La dependencia o autocorrelación espacial refleja el grado en que los objetos o actividades en una unidad geográfica son similares a otros objetos o actividades en unidades geográficas próximas. Si se tiene un resultado positivo confirma la existencia del principio de Tobbler en el cual se considera: que en el espacio geográfico todo se encuentra relacionado con todo, pero los espacios más cercanos están más relacionados entre sí que con los más alejados (Goodchild, 1987). Para las evaluaciones autocorrelación se presentan las siguientes opciones (Shapiro, 2003):

- Autocorrelación espacial positiva: las unidades espaciales vecinas presentan valores próximos. Indica una tendencia al agrupamiento de las unidades espaciales.
- Autocorrelación espacial negativa: las unidades espaciales vecinas presentan valores muy disímiles. Indica una tendencia a la dispersión de las unidades espaciales.
- Sin Autocorrelación: no ocurre ninguna de las dos situaciones anteriores. Por lo tanto, los valores de las unidades espaciales vecinas presentan valores producidos en forma aleatoria.

2.2.6. Heterogeneidad espacial

El término heterogeneidad espacial se refiere a la variación en las relaciones sobre el espacio. En el más general de los casos se podría considerar que una relación diferente se presente para cada punto en el espacio (Bohórquez & Ceballos, 2008). Se puede decir que existen dos aspectos distintos de heterogeneidad espacial: la inestabilidad estructural y la heteroscedasticidad. En el primer caso, la heterogeneidad espacial se refiere a la falta de estabilidad en el espacio del comportamiento de la variable bajo estudio que lleva a que la forma funcional y los parámetros de una regresión puedan variar según la localización siendo, por tanto, no homogéneos en toda la muestra. El segundo aspecto, la heteroscedasticidad, proviene de la omisión de variables u otras formas de errores de especificación que llevan a la aparición de errores de medida (R Moreno & Vayá, 2002). El tratamiento de la heterogeneidad espacial puede realizarse por medio de las técnicas econométricas estándar, entre otras, la consideración explícita de parámetros variantes, coeficientes aleatorios (Hildreth & Houck, 1968) y switching regressions (Quandt, 1958) o las técnicas de filtraje adaptativo espacial (Foster & Gorr, 1986).

2.2.7. Contrastes Globales

Permiten contrastar la presencia de tendencias o estructuras espaciales generales en la distribución de una variable sobre un espacio geográfico completo. A continuación se mostrarán los test para estadísticos de dependencia espacial (Yrigoyen, 2003):

Tabla 1. Estadísticos de asociación Espacial Global

I de moran	C de Geary	G(d) de Getis y Ord
$I = \frac{N}{S_0} \cdot \frac{\sum_{ij}^{N} w_{ij}(x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{S_i^N (x_i - \bar{x})^2}$	$c = \frac{(N-1)\sum_{(2)} w_{ij}(y_i - y_j)^2}{\sum_{i=1}^{N}(y_i - y_j)^2}$	$G(D) = \frac{\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} w_{ij}(d) x_i x_j}{\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} x_i x_j}$
$i \neq j$ $\bar{x}$: Media muestra de la variable x; x_i: valor de la variable en la región i; w_{ij}: pesos de matriz W; N: tamaño de la muestra; $S_0 \sum_i \sum_j w_{ij}$.	$i \neq j$ El valor esperado teórico es 1, mientras el valor estandarizado de c Z(C) se distribuye como una normal tipificada, N (0,1) asintótica.	$i \neq j$, Donde dos pares de regiones i y j son vecinas si se encuentran dentro de una distancia d determinada.
Interpretación tras su estandarización: **Z(I)**>O y significante: autocorrelación positivas **Z(I)**<O y significante: autocorrelación negativa	Interpretación tras su estandarización: **Z(C)**>O y significante: autocorrelación negativa **Z(C)**<O y significante: autocorrelación positiva	Interpretación tras su estandarización: **Z(G)**>O y significante: autocorrelación positiva **Z(G)**<O y significante: autocorrelación negativa

$\boldsymbol{H_0}$: Ausencia de autocorrelación espacial. $\boldsymbol{H_A}$: Presencia de autocorrelación espacial.	$\boldsymbol{H_0}$**:** Ausencia de autocorrelación espacial. $\boldsymbol{H_A}$**:** Presencia de autocorrelación espacial.	$\boldsymbol{H_0}$**:** Ausencia de asociación espacial. $\boldsymbol{H_A}$**:** Presencia de asociación espacial.

Fuente: Econometría Espacial: Nueva Técnica para el Análisis Regional. Una aplicación a las regiones europeas.

2.2.8. Contrastes Locales

Los contrastes locales permiten complementar situaciones especiales no tenidas en cuenta en los análisis de contrastes globales los cuales cuentan con limitaciones en cuanto a las observaciones de la muestra, porque no resultan sensibles a situaciones donde predomine una importante inestabilidad en la distribución espacial de la variable objeto de estudio. Por lo tanto, estos contrastes globales no contemplan la posibiliad de que el esquema de dependencia detectada a nivel global pueda no mantenerse en todas las unidades del espacio analizado, por lo tanto los contrastes locales permiten evaluar de manera específica las zonas por medio de los siguientes estadísticos de asociación espacial local (R Moreno & Vayá, 2002).

Tabla 2. Estadísticos de asociación Espacial Local

Local I de Moran	**G(d) de Getis y Ord**
$\boldsymbol{I_i = \frac{z_i}{\sum_i z_i^2 / N} \sum_{j \in Ji} w_{ij} z_j}$	$New - G_i^* = \frac{\sum_{J=1}^{N} w_{ij} x_j - W_i^* \bar{x}}{s\{[NS_{1i}^* - W_i^{*2}]/(N-1)\}^{1/2}}$
$\boldsymbol{z_i}$: Valor correspondiente a la región i de la variable normalizada; $\boldsymbol{J_i}$:Conjunyo de regiones vecinas de i.	$W_i^* = W_i + w_{ii}$ $S_{1i}^* = \sum_j w_{ij}^2$ $s^2 = \frac{1}{N-1} \sum_j (x_j - \bar{x})^2$
Interpretación tras su estandarización: $\mathbf{Z}(\boldsymbol{I_i})$>O y significante: Cluster de valores similares alrededor de i. $\mathbf{Z}(\boldsymbol{I_i})$<O y significante: Cluster de valores disimiles alrededor de i	Interpretación tras su estandarización: $\boldsymbol{New - G_i^*}$>O y significante: Cluster de valores similares elevados alrededor de i. $\boldsymbol{New - G_i^*}$<O y significante: Cluster de valores similares bajos alrededor de i

Fuente: Econometría Espacial: Nueva Técnica para el Análisis Regional. Una aplicación a las regiones europeas.

2.2.9. Modelos de dependencia espacial

Los modelos de dependencia espacial, también denominados modelos espaciales dinámicos, podrían definirse como aquellos modelos de regresión lineal que consideran explícitamente la existencia del efecto espacial de dependencia o autocorrelación, (Yrigoyen, 2003). A continuación, se mostrarán los modelos utilizados en este documento:

2.2.9.1. Modelos Espaciales Autorregresivos

Forman las especificaciones más sencillas de dependencia espacial y son adecuados para expresar situaciones en las que los valores que adopta una variable determinada dependen sistemáticamente de la localización geográfica de la misma.

El modelo se puede representar de la siguiente forma:

$$y = \rho\, W_y + u \qquad (1)$$
$$u = N(0, \sigma^2 I)$$

Donde y: vector (N,1) de observaciones de la variable endógena; W: Matriz de pesos espaciales de la variable endógena, siendo W_y el retardo espacial de la variable endógena ; ρ : Coeficiente autorregresivo espacial (escalar), que recoge la intensidad de las interdependencias entre las observaciones muéstrales; u: Perturbación aleatoria ruido blanco (Yrigoyen, 2003), en el trascurso del documento se evidenciara el análisis de los siguientes modelos espaciales autorregresivos (Chagas Squarize, 2018):

- Modelo del error espacial SEM:

Modelo descrito por la ecuación:

$$y = X\beta + u \qquad (2)$$
$$u = \lambda W u + \epsilon$$

El modelo incluye el desfase espacial en los residuos, la base de este modelo es que los efectos espaciales se derivan de choques aleatorios en determinadas regiones afectando sus vecinos y estos efectos no son captados por las demás variables.

- Modelo de retardo espacial SAR:

También conocido en la literatura por el Spatial Lag Model (SLM), la cual está definida por la siguiente ecuación:

$$y = \rho W y + X\beta + u \qquad (3)$$
$$u \sim N(0, \sigma^2 I_N)$$

Parámetros estimados θ, β, σ , más un parámetro espacial autorregresivo ρ. En este modelo, el problema de endogeneidad surge debido a la presencia del término autorregresivo.

- Modelo espacial de Durbin SDM:

$$y = \rho W y + X\beta + WX\theta + u \tag{4}$$

$$u \sim N(0, \sigma^2 I_N)$$

El modelo incluye el desfase espacial de la variable explicativa, junto con el desfase espacial de la variable independiente, como incluye variables independientes desfasadas puede implicar una reducción de la eficiencia del modelo, aunque las estimaciones continúan no sesgadas.

- Modelo de error espacial de Durbin SDEM:

$$y = X\beta + WX\theta + u \tag{5}$$

$$u = \lambda W u + \epsilon$$

$$\epsilon \sim N(0, \sigma^2 I_N)$$

Este modelo presenta desfase en las variables explicativas y en los errores, este modelo puede ser generalizado para incluir dos matrices de pesos espaciales.

- Modelo de retardo espacial de X (SLX):

El modelo de retardo espacial de X se describe según la siguiente ecuación:

$$y = X\beta + WX\theta + u \tag{6}$$

Este modelo no incluye ningún término de desfase espacial global o local, es decir, ningún efecto de desfase espacial sobre la variable dependiente o los rezagos, por lo tanto, solo en las variables independientes hay un desfase espacial. Para este modelo θ es un vector, así como β el cual no es un escalar y alguno de sus elementos pueden ser 0, de modo que algunas variables como WX no necesitan ser incluidas en el modelo y los parámetros estimados son $\theta, \beta, \alpha, \sigma$.

Se define $Z = [X \ WX]$, el modelo puede ser reescrito como:

$$y = Z_\gamma + \epsilon \tag{7}$$

Donde $\gamma' = [\beta' \ \theta']$ es un vector de 1x2k de parámetros a ser estimados, en otras palabras, WX es una matriz de características observables exógenas y este modelo puede ser estimado por OLS.

- Modelo autorregresivo espacial SARAR:

Modelo también conocido como SAC y descrito por la siguiente ecuación:

$$y = \rho W_1 y + X\beta + u \tag{8}$$

$$u = \lambda W_2 u + \epsilon$$

$$\epsilon \sim N(0, \sigma^2 I)$$

En el modelo las variables dependientes son autorregresivas y los residuos también presentan correlación espacial. El patrón de dependencia espacial inducido por ese modelo es más complejo y de difícil interpretación, un choque en una región dada afecta a todas las demás regiones a través del multiplicador del modelo SAR, amplificado por el proceso de error espacial.

2.2.9.2. Modelo espacial del error heteroscedástico

El modelo del error heterocedástico es un caso particular del llamado modelo de perturbaciones aleatorias no esféricas. La varianza de la perturbación aleatoria no es ya una constante, sino que varía con cada observación (Yrigoyen, 2003):

$$y = X\beta + u \tag{9}$$
$$Var(u_i) = \sigma_i^2$$
$$E[uu'] = \Omega$$

Donde y: vector de observaciones de la variable dependiente (N,1); X: matriz de observaciones de las variables explicativas (N,K); u: vector de perturbaciones aleatorias (N,1), con varianza σ_i^2, para cada observación i y matriz diagonal de varianzas y covarianzas Ω.

2.2.9.3. Modelo generalizado anidado de regresión espacial (GNS)

El modelo general anidado (GNS, por sus siglas en inglés) se encuentra descrito por la siguiente ecuación (Sicacha Parada, 2017):

$$y = \beta_0 + \rho W y + X\beta + WX\theta + u \tag{10}$$

$$u = \lambda W u + \varepsilon$$

Donde y corresponde al vector de respuestas de dimensión N, con información de cada una de las unidades espaciales. X es una matriz N ×K, con los valores de las covariables para cada unidad espacial. W es una matriz de vecindad espacial apropiadamente definida; β y

θ son los coeficientes que explican la media de la distribución de la variable respuesta, y las covariables rezagadas espacialmente, respectivamente; ρ es el coeficiente de la variable respuesta rezagada espacialmente, λ es el coeficiente de la estructura autoregresiva de ε y $\mu \sim N(0,\Omega)$ es un término de error normalmente distribuido con media 0, un vector de ceros, y matriz de varianzas y covarianzas diagonal ,Ω, con elementos dados por $\Omega_{ii} = hi(\mathrm{Zy})$. Estos términos muestran la heterocedasticidad como función de γ, si γ = 0, entonces el modelo es homocedástico.

2.3. Marco Institucional

2.3.1. Sistema Nacional de Gestión del Riesgo de Desastres (SNGRD)

El objetivo del SNGRD, según la Ley 1523 de 2012, es "llevar a cabo el proceso social de la gestión del riesgo con el propósito de ofrecer protección a la población en el territorio colombiano, mejorar la seguridad, el bienestar y la calidad de vida y contribuir al desarrollo sostenible", del cual son responsables "todas las autoridades y habitantes del territorio colombiano", y por lo que definió como objetivos específicos garantizar tres procesos:

- Conocimiento del riesgo,
- Reducción del Riesgo y
- Manejo de desastres.

La implementación de estos tres procesos misionales en los diferentes niveles territoriales es la manera de enfocar el SNGRD hacia el cumplimento de sus objetivos. Para facilitar la implementación de estos procesos, el SNGRD incluye cuatro componentes a saber:

- La estructura organizacional,
- Los instrumentos de planificación,
- Los sistemas de información y
- Los mecanismos de financiación.

Para las entidades, instituciones y organizaciones interesadas en el desarrollo local, es de fundamental importancia conocer el alcance y propósitos del Plan Municipal para la Gestión del Riesgo de Desastres – PMGRD.

De manera similar se debe reconocer el SNGRD en lo que corresponde al nivel municipal. Para implementar los procesos se tiene al alcalde como responsable directo quien cuenta con el Consejo Municipal para la Gestión del Riesgo como instancia de orientación y coordinación. También cuenta con el Plan Municipal de Gestión del Riesgo y con la

Estrategia de Respuesta a Emergencias como instrumentos de priorización y gestión. Igualmente, la Ley establece el Sistema de Información y los Mecanismos de Financiación del nivel municipal (González et al., 2012).

2.3.2. Unidad Nacional para la Gestión del Riesgo de Desastres

La UNGRD es una unidad administrativa especial, con personería jurídica, autonomía administrativa y financiera, patrimonio propio, del nivel descentralizado, de la Rama Ejecutiva, del orden nacional, adscrita al Departamento Administrativo de la Presidencia de la República; fue creada mediante el Decreto 4147 de noviembre 3 de 2011. El Objeto de la UNGRD es dirigir la implementación de la gestión del riesgo de desastres, atendiendo las políticas de desarrollo sostenible, y coordinar el funcionamiento y el desarrollo continuo del SNGRD (UNGRD, 2012).

2.3.3. Plan Nacional de Gestión del Riesgo 2015-2025

El Plan Nacional de Gestión del Riesgo de Desastres, tiene como objetivo general orientar las acciones del Estado y de la sociedad civil en cuanto al conocimiento del riesgo, la reducción del riesgo y el manejo de desastres en cumplimiento de la Política Nacional de Gestión del Riesgo, que contribuyan a la seguridad, el bienestar, la calidad de vida de las personas y el desarrollo sostenible en el territorio nacional (UNGRD, 2015). El PNGRD fue adoptado mediante Decreto Presidencial 308 de 2016, luego de un proceso de formulación realizado en el marco del Decreto 1081 de 2015 (Capítulo 2 Procedimiento para la Expedición y actualización del Plan Nacional de Gestión del Riesgo). Además, se encuentra desde su objetivo general y sus cinco objetivos específicos, alineado con las cuatro prioridades suscritas en el Marco de Sendai 2015-2030:

1. Comprender el riesgo de desastres,
2. Fortalecer la gobernanza del riesgo de desastres para gestionar dicho riesgo,
3. Invertir en la reducción del riesgo de desastres para la resiliencia y
4. Aumentar la preparación para casos de desastre a fin de dar una respuesta eficaz, y "reconstruir mejor" en los ámbitos de la recuperación, la rehabilitación y la reconstrucción).

Con el objetivo esperado en los próximos 15 años: "La reducción sustancial del riesgo de desastres y de las pérdidas ocasionadas por los desastres, tanto en vidas, medios de subsistencia y salud como en bienes físicos, sociales, culturales y ambientales de las personas, las empresas, las comunidades y los países".

2.3.4. Fondo Nacional de Gestión del Riesgo

El Fondo Nacional de Calamidades y de ahora en adelante denominado Fondo Nacional de Gestión de Riesgo de Desastres, fue creado con fines de interés público y asistencia social con el propósito de atender las necesidades que se originen en situaciones de desastre o de calamidad. Dentro de sus principales objetivos están los de negociar, obtener, recaudar, administrar, invertir, gestionar instrumentos de protección financiera y distribuir los recursos necesarios para la implementación de la política de Gestión del Riesgo en donde están incluidos los procesos de Conocimiento y Reducción del Riesgo y Manejo de Desastres (UNGRD, 2014).

El Fondo Nacional podrá recibir, administrar e invertir recursos que provengan del Estado o los aportes hechos por personas naturales o jurídicas, instituciones del orden público y privado; estos recursos deberán invertirse en la adopción de medidas de conocimiento y reducción del riesgo de desastres. De esta forma, y de acuerdo con el artículo 3 del Decreto 1547 de 1984, modificado por el artículo 70 del Decreto 919 de 1989, el Fondo Nacional es un fideicomiso estatal de creación legal constituido como patrimonio autónomo, administrado por la sociedad fiduciaria La Previsora S.A. Por otro lado, toda la ordenación del gasto del Fondo Nacional y sus subcuentas estarán a cargo del director de la UNGRD.

2.4. Marco legal y normativo

El Congreso de la República ha expedido una serie de leyes, o facultado al Presidente de la República para legislar sobre la gestión del riesgo de manera general o en asuntos específicos. Algunas de las leyes de mayor relevancia para los fines del presente documento son las siguientes (UNGRD, 2012):

- **Ley 99 de 1993,** creó el Ministerio del Medio Ambiente y estableció que "La prevención de desastres será materia de interés colectivo y las medidas tomadas para evitar o mitigar los efectos de su ocurrencia serán de obligatorio cumplimiento" como uno de los principios de la política ambiental colombiana. Además, descentralizó las actividades de "análisis, seguimiento, prevención y control de desastres, en coordinación con las demás autoridades competentes teniendo en cuenta los aspectos medioambientales en la prevención y atención de emergencias y desastres". Adelantó con las administraciones municipales y distritales programas de adecuación de áreas urbanas en zonas de alto riesgo, tales como control de erosión, manejo de cauces y reforestación y los puso en cabeza de las Corporaciones Autónomas Regionales.

- **Ley 164 de 1994,** que aprobó la "Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático", Convención Marco que en el numeral 8 del artículo 4°, consigna que "las Partes estudiarán a fondo las medidas que sea necesario tomar en virtud de la Convención para atender a las necesidades y preocupaciones específicas de las Partes que son países en desarrollo derivadas de los efectos adversos del cambio climático o del impacto de la aplicación de medidas de respuesta", indicando los países con mayor vulnerabilidad, entre los cuales se halla Colombia en los literales b), c), d), e), f), g) y h).
- **Ley 629 de 2000**, que aprobó el "Protocolo de Kioto de la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático", que en el numeral tres (3) y cuatro (4) del artículo 2° del Protocolo, establece una cláusula complementaria para los propósitos de atender a las necesidades de países en desarrollo con efectos adversos del cambio climático o del impacto de la aplicación de medidas de respuesta.
- **Ley 1505 de 2012**, por medio de la cual se crea el Subsistema Nacional de Voluntarios de Primera Respuesta y se otorgan estímulos a los voluntarios de la Defensa Civil, de los Cuerpos de Bomberos de Colombia y de la Cruz Roja Colombiana y se dictan otras disposiciones en materia de voluntariado en primera respuesta.
- **Ley 1523 de 2012**, por medio de la cual se adoptó la política nacional de gestión del riesgo de desastres y se establece el Sistema Nacional de Gestión del Riesgo de Desastres. Esta ley sustituyó el Decreto Ley 919/89, determinó responsabilidades, principios y definiciones, e implantó el Sistema Nacional de Gestión del Riesgo de Desastres. Cabe resaltar que en el artículo 34, ordenó a la Unidad Nacional para la Gestión del Riesgo de Desastres la elaboración del plan nacional de gestión del riesgo.
- **Ley 1575 de 2012**, Ley General de Bomberos de Colombia. Aunque los decretos y resoluciones se hallan, normalmente dentro del marco legal nacional, para efectos del presente documento se tomarán como instrumentos normativos de decisión política y técnica sobre la reducción de Riesgos y políticas públicas.
- **Decreto 093 de 1998**, o Plan Nacional para la Prevención y atención de Desastres, cuya elaboración fue ordenada por el Decreto Ley 919 de 1989, en su artículo 3°, en cabeza de la oficina Nacional para la Atención de Desastres. La Ley 1523 de 2012, en el artículo 34, ordenó a la Unidad Nacional para la Gestión del Riesgo de Desastres la elaboración del plan nacional de gestión del riesgo.

Capítulo 3
Metodología

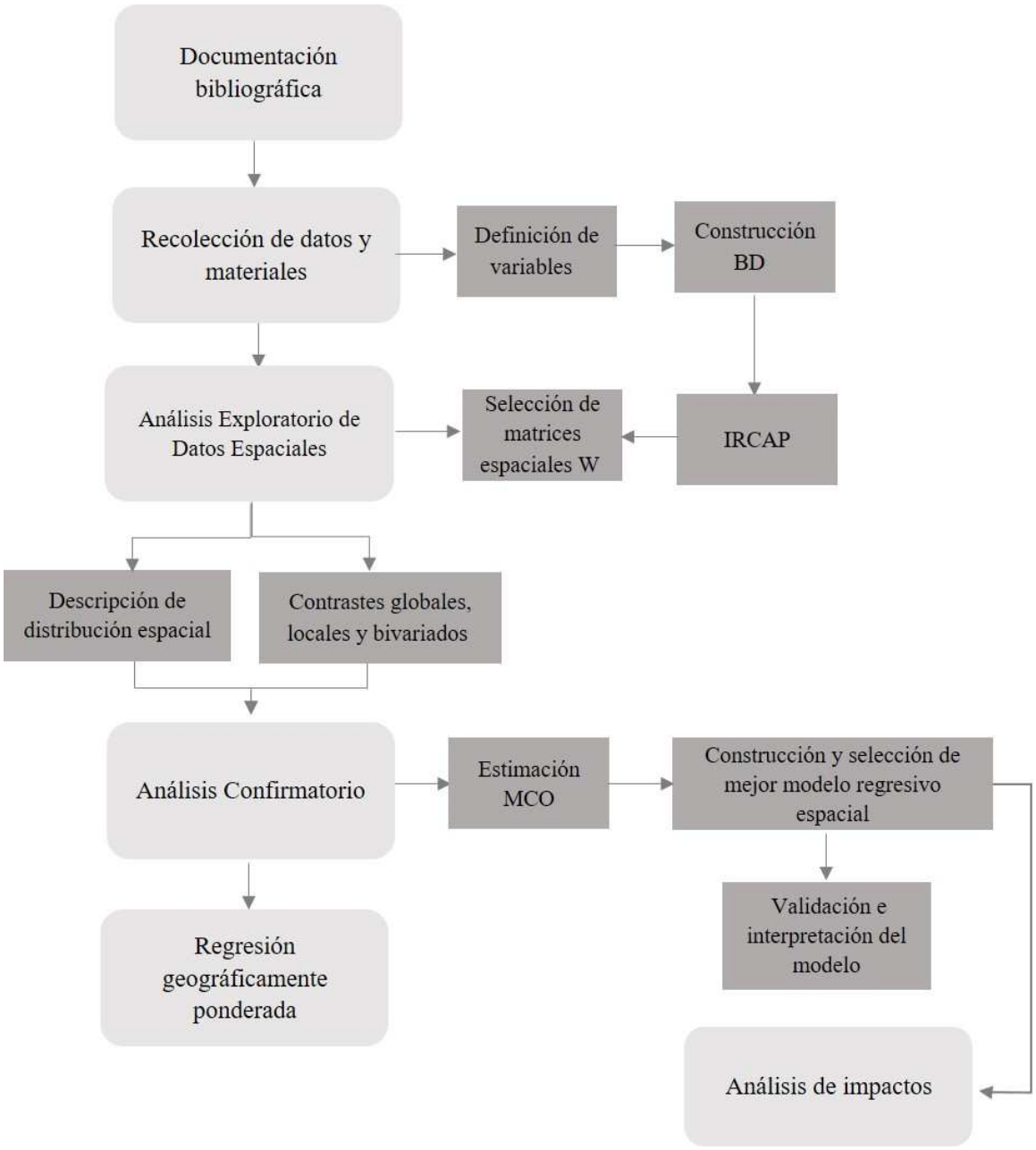


Figura 2: Diagrama de Flujo Metodología

*IRCAP: Índice Municipal de riesgo de desastres ajustado por capacidades, MCO: Mínimos Cuadrados Ordinarios, BD: Bases de datos

En el capítulo de metodología encontrará una descripción detallada de los pasos realizados (Figura2) para la ejecución del proyecto. Esta descripción tiene como objetivo orientar y clarificar los procesos a realizar sobre los datos trabajados. Igualmente se definirán cada uno de los métodos implementados para la realización de la modelación del índice de riesgo ajustado a capacidades, para esto es importante tener en cuenta dónde se obtuvieron los datos y cómo son definidos para el proyecto.

Es importante tener en cuenta que para el cumplimiento del proyecto es necesaria la utilización de un software especializado que permita obtener resultados certeros y concluyentes; por lo tanto, en el capítulo se mencionan los softwares utilizados para este trabajo y se explica cómo funcionan.

3.1. Documentación bibliográfica

Se realiza una revisión bibliográfica relacionada con la normativa de la gestión del riesgo que rige actualmente el país, también se revisa la información relacionada a los modelos estadísticos espaciales que involucren variables de impactos de desastres naturales, además consultar de la metodología de los diferentes índices del riesgo usados en Colombia. Esta etapa de la metodología corresponde al marco de referencia descrito en el anterior ítem.

3.2. Recolección de datos y materiales

En esta fase se realiza la construcción de la base de datos, así como la definición de las variables a usar para realizar el modelo estadístico espacial. El insumo principal fue del reporte de emergencia de la UNGRD, por otro lado, se tomó información libre del Departamento Nacional de Planeación (DNP).

Tabla 3. Definición de variables

Variables	Tipo de Variable	Definición
IRCAP	Double	Índice municipal de riesgo ajustado a capacidades.
X_coord	Double	Coordenada Este del centroide del polígono en metros.
Y_coord	Double	Coordenada Norte del centroide del polígono en metros.
DEPTO	String	Nombre de Departamento.
MUNICIPIO	String	Nombre del Municipio.

CANT_EVENT	Interger	Cantidad de eventos, incluyendo los siguientes fenómenos naturales: avenida torrencial, deslizamiento e inundación.
MUERTOS	Interger	Cantidad de muertos en todos los eventos registrados desde el 2010 hasta el 2016.
HERIDOS	Interger	Cantidad de heridos en todos los eventos registrados desde el 2010 hasta el 2016.
DESAPA	Interger	Cantidad de personas desaparecidas en todos los eventos registrados desde el 2010 hasta el 2016.
PERS_AFEC	Interger	Cantidad de personas afectadas a raíz de los eventos registrados desde el 2010 hasta el 2016.
FAMILIAS	Interger	Cantidad de familias afectadas a raíz de los eventos registrados desde el 2010 hasta el 2016.
VIV_DESTRU	Interger	Cantidad de viviendas destruidas a raíz de los eventos registrados desde el 2010 hasta el 2016.
VIV_AVER	Interger	Cantidad de viviendas averiadas a raíz de los eventos registrados desde el 2010 hasta el 2016.
FNGR	Double	Ingresos invertidos por parte del Fondo Nacional de Gestión de Riesgo.
PEA2016	Double	Población municipal expuesta a la amenaza en el año 2016.
INU_LENTAS	Booleana	Municipios que se encuentran en una zona de amenaza por Inundación Lenta, uno (1) Aplica, cero (0) No Aplica.
MOV_MAS	Booleana	Municipios que se encuentran en una zona de amenaza por Movimientos en masa, uno (1) Aplica, cero (0) No Aplica.
FLUJO_TORR	Booleana	Municipios que se encuentran en una zona de amenaza por Flujo Torrencial, uno (1) Aplica, cero (0) No Aplica.
IPM_AJUST	Double	Índice de Pobreza Multidimensional ajustado.
A_AMEN	Double	Área amenazada municipal.
AREA_MPAL	Double	Área municipal.
C_FINAN	Double	Componente Financiero.
C_SOCIO	Double	Componente Socioeconómico.
C_GR	Double	Componente de Gestión del Riesgo.

Descripción de variables

- **Índice Municipal de Riesgo Ajustado a Capacidades (IRCAP)**: es la variable endógena que nos permite medir el riesgo a nivel nacional ante eventos hidrometeorológicos y las capacidades de la entidad territorial para gestionarlo (Mejía, 2018), este índice fue desarrollado por el DNP, teniendo en cuenta los siguientes componentes:
  I. Componente de Riesgo, en el cual se entiende el riesgo como daño o pérdida que puede presentarse cuando en un mismo territorio y en un mismo tiempo, coinciden eventos físicos peligrosos con elementos expuestos, que están predispuestos a verse afectados.
     Para este componente de riesgo se realiza un análisis de amenaza, exposición y vulnerabilidad de cada uno de los municipios de Colombia, el cual permite tener una medida que cuantifica la proporción de la población municipal que es vulnerable socialmente y que está expuesta a las condiciones más críticas de amenazas hidrometeorológicas.
  II. Componente de Capacidad, en el cual se evalúan las condiciones de los municipios que determinan su alcance frente a la gestión del riesgo de desastres. Para esto se tiene en cuenta un índice de capacidades compuesto por dimensiones financieras, socioeconómicas y relacionadas con la gestión del riesgo de desastres.

- **Índice de Pobreza Multidimensional ajustado (IPM_AJUST):** variable exógena cuyas dimensiones reflejan la limitación en oportunidades que tienen los hogares para acceder y movilizar activos para gestionar el riesgo. Para esta variable se tiene en cuenta la información suministrada por el censo nacional agropecuario realizado por el DANE en el 2014 (Mejía, 2018).

- **Componente Financiero (C_FINAN):** variable exógena realizada por las Operaciones efectivas de caja del DNP, se tienen en cuenta los ingresos tributarios y no tributarios per capital de cada uno de los municipios para los años 2012-2015.

- **Componente de Gestión del riesgo de desastre (C_GR):** esta variable exógena fue tenida en cuenta para realizar el índice de capacidades para la gestión del riesgo. Se valoran las variables de instrumentos de gestión tomados del FUT- Metodología DADS – DNP para los años 2012-2015 y la inversión en gestión del riesgo de la UNGRD para el 2016.

- **Componente Socioeconómico (C_SOCIO):** variable exógena que tiene en cuenta los componentes de población urbana, es decir, el porcentaje de población en cabeceras Municipales para el 2016 según el DANE, el valor agregado per capital para los años 2012-2015 del DANE y la densidad empresarial del 2016 brindada por Confecámaras.

Materiales Utilizados

Para el desarrollo del proyecto se utilizaron los siguientes softwares:

- **GeoDa 1.6.7:** GeoDa es una herramienta de software de código abierto y gratuito que sirve como introducción al análisis de datos espaciales y que está diseñada para facilitar nuevas perspectivas del análisis de datos mediante la exploración y el modelado de patrones espaciales ("GeoDa on Github"[Software], s/f).
- **R-3.5.2:** R es un lenguaje de programación interpretado, de distribución libre, bajo Licencia GNU, y se mantiene en un ambiente para el cómputo estadístico y gráfico (Santana, 2014). Dispone de almacenamiento y manipulación efectiva de datos, operadores para cálculo sobre variables indexadas (Arrays), en particular matrices, una amplia, coherente e integrada colección de herramientas para análisis de datos, posibilidades gráficas para análisis de datos, que funcionan directamente sobre pantalla o impresora, y un lenguaje de programación bien desarrollado, simple y efectivo que incluye condicionales, ciclos, funciones recursivas y posibilidad de entradas y salidas. (Debe destacarse que muchas de las funciones suministradas con el sistema están escritas en el lenguaje R) (R (3.5.2)[Software], s/f).
- **ArcGis 10.5:** completo sistema que permite recopilar, organizar, administrar, analizar, compartir y distribuir información geográfica. ARCGIS es actualmente la tecnología de referencia en los Sistemas de Información Geográfica (SIG). Esta tecnología ha sido desarrollada y mejorada por la compañía propietaria ESRI (Enviromental Systems Research Institute) desde hace más de 30 años. Actualmente ARCGIS no solo es una tecnología para elaborar mapas sino que es también una infraestructura basada en la nube que posibilita la colaboración y el uso compartido de la información geográfica. La tecnología ARCGIS está compuesta de una gama escalable de productos software (ArcGIS (10.5)[Software], 2017) que comparten la misma arquitectura de componentes (ArcObjects) y que permiten crear, administrar, manipular, editar, analizar y distribuir la información geográfica. Cada uno de los productos está pensado y diseñado para ejecutar cada una de las fases de un proyecto SIG. Entre todas estas herramientas encontramos funcionalidades que permiten (Bermejo, 2014):
    - ✓ Crear datos geográficos con digitalización asistida.

- ✓ Dibujar y editar entidades en un mapa.
- ✓ Trabajar con dispositivos móviles actualizando los datos en tiempo real.
- ✓ Sintetizar datos de diferentes fuentes.
- ✓ Almacenar la información en una base de datos geográficos.
- ✓ Realizar operaciones de análisis espacial.
- ✓ Diseñas y calcular redes.
- ✓ Automatizar geoprocesos.
- ✓ Crear visualizaciones de propiedades espaciales en 2D y 3D.
- ✓ Maquetar mapas y controlar la salida de datos.
- ✓ Publicar la información geográfica para que esté accesible para cualquier usuario.

Para el desarrollo de este proyecto de grado se utilizó la licencia obtenida por la Universidad Distrital Francisco José de Caldas.

3.3. Análisis exploratorio de datos espaciales

Se realiza un análisis exploratorio de los datos, el cual se define como "una colección de técnicas para describir y visualizar distribuciones espaciales, identificar localizaciones espaciales atípicas o outliers espaciales, descubrir patrones de asociación espacial, clusters o puntos calientes, y sugerir regímenes espaciales u otras formas de heterogeneidad espacial" (Anselin, 1988). Por tanto, el AEDE se correspondería con los métodos de estadística descriptiva espacial (Chasco Yrigoyen, 2003).

3.3.1. Descripción y visualización de distribución espacial

Inicialmente para el análisis exploratorio de los datos se evalúa el comportamiento de la variable respuesta IRCAP por medio de un mapa de intervalo de clases iguales, en el cual se puede tener una primera aproximación de la distribución de los datos a nivel municipal. Para estos análisis es importante realizar un mapa de intervalos de clases de los índices de riesgo y capacidad (Anexo 1) para un mejor entendimiento del comportamiento de la variable respuesta.

Una vez visualizado geográficamente el comportamiento de la variable IRCAP, se procede a realizar el Histograma y gráfico de Boxplot en el software R, permitiéndonos entender cómo están distribuidos los datos de la variable. El histograma resume la variable numérica de un modo sencillo y eficaz por medio de la utilización de tablas de frecuencia, mientras

que el gráfico de boxplot permite visualizar la variable numérica con medidas de dispersión basándose en una distribución de cuartiles (Sanchez, 2016). Adicionalmente, se tienen en cuenta estadísticas descriptivas de la variable como la moda, media, mediana, curtosis, coeficiente de asimetría, entre otros.

3.3.2. Selección de matriz de pesos espaciales

Es importante definir lo que es una matriz de pesos espaciales. Consiste en una representación de la estructura espacial de los datos, en la que se realiza una cuantificación de las relaciones espaciales que existen entre regiones para determinar la influencia que presentan entre sí. Esta matriz de pesos juega un rol importante en el cálculo de la autocorrelación y en la estimación de modelos, y es la base del análisis de coordenadas principales de matrices vecinas.

Existen matrices de contigüidad, como la binaria (B), propuesta por Moran y Geary, que se basa en tomar valores binarios de 0 si las regiones no son adyacentes y valores de 1, en caso contrario. Esta matriz sigue siendo vigente y es de gran utilidad. También existe la matriz W que está estandarizada cuando la suma de sus filas es 1. Con ello se busca ponderar por igual la influencia total de cada región con sus vecinas; sin embargo, la estandarización no siempre es adecuada para matrices basadas en el concepto de distancia, por los problemas de asimetría que pueden surgir y, por tanto, de interpretación o significado (Moreno & Vayá, 2000).

Para la selección de la matriz de pesos espaciales o de contigüidad, se realizó un análisis de coordenadas principales de matrices vecinas (PCNM, por sus siglas en ingles), haciendo uso de la librería *adespatial* en el software R. Este análisis consiste en una regresión lineal entre la variable de estudio y los vectores propios asociados a cada una de las matrices de contigüidad evaluadas y seleccionando la que presente menor AIC (Dray, Legendre, & PeresNeto, 2006). Cabe añadir que el criterio AIC no pretende identificar el modelo verdadero, sino el modelo que mejor se ajuste entre los modelos candidatos, proporcionando una aproximación más cercana a la realidad o al verdadero modelo (Takane, 1987). También se tuvo en cuenta para la selección de la matriz, el estadístico I de Moran evaluado en cada uno de los criterios de contigüidad, con su respectivo correlograma, lo que nos permite deducir la autocorrelación espacial que existe en cada orden.

Las matrices de contigüidad que se usaron para el PCNM, se realizaron en el software R, mediante la librería *spdep*. Los criterios más usados como Torre y Reina no se tuvieron en cuenta, ya que teóricamente imposibilitan la contigüidad con el polígono de San Andrés y

Providencia, puesto que hay una vecindad directa. Sin embargo, K-vecinos más cercanos se tuvo en cuenta para el segundo, tercer y cuarto orden; este criterio considera relaciones de distancia no simétricas bajo matrices de pesos estandarizadas. También se tuvo en cuenta la Triangulación Delaunay que considera como vecino a aquellas unidades que pueden ser conectadas mediante triángulos, siempre y cuando cada polígono posea al menos un vértice que lo conecte (Priego de los Santos & Porres de la Haza, 2000); la Esfera de Influencia que consiste en trazar un círculo alrededor del centroide del polígono, cuyo radio está definido por la distancia al polígono más cercano. Estos círculos de cada polígono deben interceptarse para ser considerados vecinos; el Criterio de Gabriel que define que la distancia entre polígonos debe ser menor o igual a la mínima distancia entre dos vértices de dos polígonos adyacentes. La condición de proximidad de estos vértices del grafo se basa en que no debe quedar ningún otro punto dentro de la circunferencia definida por el diámetro que forman los dos vértices; y el criterio de Vecinos Relativos que es un subgrafo del criterio de Gabriel, en donde una arista pertenece al grafo de vecinos relativos si sus extremos son vecinos relativos, es decir, si la intersección de las circunferencias con centro en los extremos de la arista y el radio de longitud de la arista no contienen ningún otro punto (J. L. Moreno & Ordóñez, 2009).

3.1.1. Contrastes globales, locales y bivariados

Teniendo en cuenta la matriz de pesos espaciales seleccionada, se procede a comprobar la existencia de autocorrelación espacial de las variables y la relación entre ellas, por medio de contrastes Globales y Locales.

Inicialmente se realiza un Análisis Global, el cual tiene como objetivo contrastar la hipótesis que afirma que una variable se encuentra distribuida de forma totalmente aleatoria en un sistema espacial o determinar si existe algún tipo de asociación significativa de valores similares o distintos entre regiones vecinas. Para esto se realizan los contrastes de I de Moran, C de Geary y G de Getis y Ord ejecutados en el software R, los cuales permiten obtener estadísticos junto con el P-valor con lo cual se puede evidenciar el grado de autocorrelación global de IRCAP en los municipios de Colombia.

Teniendo en cuenta cómo se comporta la autocorrelación espacial global de las variables, se procede a realizar el contraste de autocorrelación espacial local que busca la presencia de pequeños “Clusters” espaciales en los que una variable, con dependencia local, experimenta una concentración o escasez importante de valores en alguna locación del espacio geográfico. Para esto se tiene en cuenta los mapas de Cluster Local y Significancia local de Getis, al igual que los mapas de Cluster Local y Significancia local de LISA. Adicionalmente, se realiza un análisis bivariado, es decir, la autocorrelación espacial que

existe entre la variable endógena IRCAP con cada una de las variables exógenas, utilizando el contraste de I Moran Bivariado.

3.2. Análisis confirmatorio de los datos

El análisis confirmatorio trata los datos espaciales desde una perspectiva de modelización y está constituido por los distintos métodos de estimación, contrastes de especificación y procedimientos de validación necesarios para implementar modelos multivariantes en los que las observaciones son de corte transversal y están georeferenciados (Dray et al., 2006). La especificación de los modelos se basa en la selección de las variables que deben incluirse en el modelo y en la forma funcional en la que estas variables se encuentran relacionadas. En este punto resulta útil el análisis exploratorio de datos espaciales, ya que nos brinda un panorama de cómo se comportan las variables estadísticamente y cómo podrían aportar al modelo seleccionado para luego validar cada uno de los supuestos que nos permiten inferir la representación que este brinda a los datos (LeSage & P., 2008) .

3.2.1. Estimación por mínimos cuadrados ordinarios

Inicialmente se realiza una especificación de un modelo básico de regresión lineal sin efectos espaciales, mediante el método de mínimos cuadrados ordinarios (MCO) en donde se hace el ajuste del modelo explicando IRCAP como variable dependiente, a partir de variables mencionadas en la recolección de datos y materiales (Ítem 3.2).

Seguido a esto se aplican una serie de contrastes de normalidad mediante la prueba de Shapiro Wilk y Jarque Bera que nos permiten comprobar que los datos siguen una distribución normal de heterocedasticidad por medio de la prueba Breush Pagan; de especificación usando la prueba RESET de Ramsey, la cual detecta si la forma funcional usada es adecuada; y de multicolinealidad, mediante el factor de inflación de varianza (VIF, por sus siglas en inglés) que permite identificar las variables que presentan alta multicolinealidad (relación lineal entre variables independientes) con un VIF mayor a 10. Cabe añadir que si el modelo no cumple con estos supuestos se debe buscar una solución. La más común es la transformación Box-Cox, para después volver a evaluar los supuestos.

Adicionalmente, se verifica la presencia de autocorrelación espacial en los residuos del modelo, aplicando la prueba de I de Moran en donde el rechazo de la hipótesis nula de ausencia de autocorrelación espacial, requerirá de nuevas especificaciones del modelo que

incluya los efectos espaciales, para que se produzca una buena estimación del modelo con respecto a los datos.

3.2.2. Construcción y selección de mejor modelo regresivo espacial

Para la construcción del modelo regresivo espacial, se parte del supuesto que existe autocorrelación espacial en los residuos del modelo clásico y se procede a realizar la prueba de Multiplicadores de Lagrange, la cual tiene en cuenta la matriz de pesos espaciales. Para su implementación se considera la función *'lm.LMtests'* en R, que nos brinda información del p-valor de cinco diferentes modelos espaciales, con el objetivo de seleccionar el que mejor se ajuste a los datos, además de mostrarnos un diagnóstico de los posibles escenarios. Cabe añadir que es necesario probar la forma funcional de otros modelos, debido a que este test no presenta todos los modelos posibles que se pueden evaluar, para finalmente escoger el que presente menor AIC. Los modelos que se usaron son los siguientes:

- Modelo de error espacial (SEM)
- Modelo autoregresivo espacial (SAR)
- Modelo autoregresivo espacial con errores autoregresivos (SARAR)
- Modelo espacial de Durbin (SDM)
- Modelo de error espacial de Durbin (SDEM)
- Modelo general anidado de regresión espacial (GNS)
- Modelo de retardo espacial en X (SLX)
- Modelo espacial del error heterocedástico

3.2.3. Validación e interpretación del modelo

Luego de seleccionar el mejor modelo regresivo espacial, se procede a evaluar en los residuos del modelo la autocorrelación espacial mediante la prueba I de Moran, además de su significancia, tanto en el modelo, como en las variables independientes relacionadas para después describir su comportamiento respecto a la variable respuesta IRCAP. Este paso es de vital importancia ya que permite entender qué variables aumentan y cuáles disminuyen y de esta manera es posible crear deducciones acerca del riesgo.

3.3. Análisis de impactos

Para esta etapa se tiene en cuenta el modelo escogido para el índice de riesgo ajustado por capacidades y el grado de impacto que tienen las variables independientes sobre la variable respuesta, permitiéndonos identificar cómo se está comportando el IRCAP en cada uno de los municipios y qué aspectos permiten disminuir o aumentar el valor del índice, es decir, permite ver la proporción de afectación de cada una de las variables escogidas para el modelo (LeSage & P., 2008).

3.4. Regresión geográficamente ponderada

Para este proyecto se procede a ejecutar una regresión geográficamente ponderada, ya que permite moverse desde una perspectiva global a un análisis local del problema, obteniendo un mayor grado de detalle y precisión.

Las regresiones geográficamente ponderadas, son modelos de regresión "ajustados al espacio", que posibilitan la observación de las variaciones espaciales de los parámetros estimados, para saber dónde es el efecto de una variable explicativa sobre la dependiente. Por lo tanto, con esta técnica se trata de ajustar tantas regresiones como observaciones se consideren en el análisis, en base al concepto de distance decay (se da más peso a las observaciones más próximas y menos a las más lejanas), instrumentalizado por medio de una función kernel, que simule el efecto de caída con la distancia. En consecuencia se pueden realizar estimaciones ajustadas a cada observación, aplicando su correspondiente ecuación (Gutierrez, García, & Daniel, 2012).

Por lo anterior se procede a realizar un modelo de regresión GW representado por la siguiente ecuación (Matos & Salado, 2018):

$$P_I(H) = \beta_{i0} + \beta_{iS}S_i + \beta_{iN}N + \varepsilon_i \tag{11}$$

Donde el subíndice i representa lugares geográficos específicos y los otros símbolos se definen como en la ecuación hedónica original; β_{i0} es el término de intersección, β_{iS} y β_{iN} son coeficientes de características estructurales y de vecindad que varían espacialmente.

La calibración del modelo de RGP sigue un enfoque de mínimos cuadrados ponderados localmente. A diferencia de los mínimos cuadrados ordinarios, al calibrar los coeficientes

en la localización i, la RGP asigna pesos a través de un esquema de ponderación a los datos en las ubicaciones de acuerdo a su proximidad espacial a la posición i. Estos pesos actúan para asegurar que los lugares más cercanos ejercen una mayor influencia que aquellos lugares más alejados. Los pesos se obtienen generalmente a través de una función del núcleo (Kernel) espacial. Se pueden utilizar dos tipos de núcleos espaciales, los fijos y los adaptativos. Con el núcleo fijo se obtiene un kernel espacial óptimo el cual se aplica sobre el área de estudio. Este enfoque suele ser menos intenso computacionalmente. Sin embargo, el enfoque del núcleo fijo puede producir gran varianza de estimación local en áreas donde los datos son escasos y puede enmascarar variaciones locales sutiles en áreas donde los datos son densos. Por otro lado, el núcleo de adaptación busca un cierto número de vecinos más cercanos para adaptar el kernel espacial y para asegurar un tamaño constante de las muestras locales. Este núcleo puede presentar medios más razonables para representar el grado de no estacionalidad espacial en el área de estudio.

Capítulo 4
Resultados

En este capítulo se encuentra el desarrollo de toda la metodología planteada en el anterior capítulo y se analiza cómo se comportan las variables exógenas respecto a la variable endógena realizando diferentes análisis que nos permiten la interpretación de los resultados finales.

Inicialmente se realiza un análisis exploratorio de los datos, en el que se describe estadísticamente y se observa la distribución espacial que posee la variable endógena IRCAP. Además, se efectúa un análisis de coordenadas principales de matrices vecinas, que permite establecer la matriz de pesos espaciales que mejor se adapta al comportamiento espacial de la variable teniendo en cuenta el criterio AIC y la autocorrelación espacial que presenta. Después, se procede a un análisis global que describe la autocorrelación y asociación espacial que existe tanto en las variables exógenas como en la variable endógena de manera univariada. Además, se efectúa un análisis local a partir de mapas que permite ver cómo se comporta IRCAP en las unidades espaciales vecinas, considerando esquemas de asociación espacial e identificando localizaciones atípicas. Para complementar todo este análisis, se procede a hacer un análisis de manera bivariada, es decir, describiendo la autocorrelación espacial que existe en cada una de las variables exógenas respecto a la endógena. Este paso es fundamental ya que se tiene en cuenta para construir el modelo espacial.

Posteriormente, se realiza un análisis confirmatorio en donde se modela la variable IRCAP a partir de un modelo regresivo clásico que permite observar las variables exógenas significativas, además de evaluar supuestos de normalidad, homocedasticidad y autocorrelación espacial. Una vez detectados los efectos espaciales en el modelo, se procede a realizar un modelo autorregresivo espacial, teniendo en cuenta aquellas variables exógenas que presentan autocorrelación espacial con la variable endógena, aquellas que se consideran importantes teóricamente y presentan significancia estadística en el modelo, además de la interpretación de los impactos de estas variables de manera global.

Finalmente, basándose en el supuesto de no estacionariedad espacial, se tiene una condición en la que un modelo simple global no puede explicar las relaciones existentes entre algunos conjuntos de variables. Por tal razón, se realiza una regresión geográficamente ponderada que permite la estimación de parámetros locales, donde se localizan las variables para poder reflejar la estructura interna de los datos y lograr explorar

si la asociación entre IRCAP y sus variables explicativas es constante en todo el país o si es posible identificar variaciones por zonas.

4.1. Análisis Exploratorio de los datos

Se realiza el análisis exploratorio de datos (AEDE), el cual permite comprender el comportamiento de la variable respuesta por medio de estadísticas fundamentales, las cuales sirven como base para entender la relación que existe entre la variable respuesta (IRCAP) y las variables explicativas por medio de análisis exploratorios globales, locales y bivariados.

4.1.1. Descripción y visualización de distribución espacial

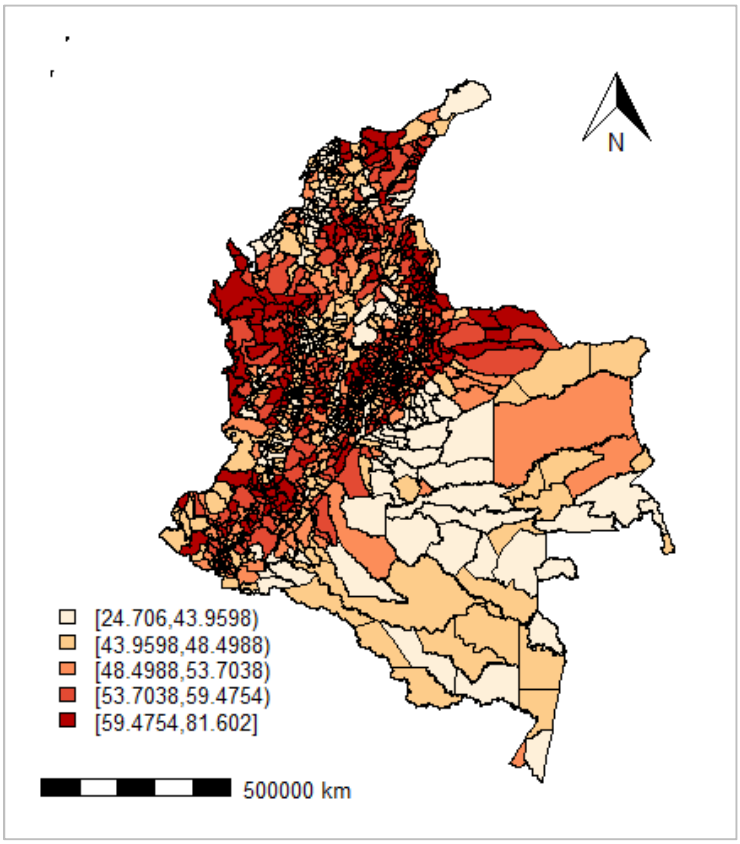


Figura 3. Mapa de Cuantiles IRCAP 2010-2016

Los mapas de intervalos por clase permiten analizar la distribución geográfica de las variables, ya que asignan el mismo número de valores de datos a cada clase como se evidencia en la figura número 3, en la cual es posible identificar que las regiones de la Amazonia y Orinoquia presentan el menor porcentaje para el Índice Municipal de Riesgo Ajustado por Capacidades, puesto que el riesgo que presentan los municipios de estas regiones son relativamente bajos comparados con los demás municipios del país y las capacidades para gestionarlo son altas. Es importante resaltar que en la zona Nor-Occidental de la región de la Orinoquia, los municipios de Arauquita, Arauca, Puerto Rondon y Fortul del departamento de Arauca, y el municipio de Hato Corozal del departamento del Casanare, presentan un puntaje de riesgo no mayor del 53% aproximadamente y con una baja capacidad para gestionarlo, por lo tanto, los valores porcentuales para el IRCAP se encuentran dentro de las dos últimas clases entre el 53% y el 82% aproximadamente.

Por otro lado, se evidencia que, en las regiones Andina, del Caribe y Pacífica el IRCAP tiene un comportamiento heterogéneo, causando una complejidad para analizar el comportamiento espacial de la variable respuesta. Sin embargo, es posible identificar que en el departamento del Chocó predominan valores altos para el IRCAP entre el 43% y el 76% aproximadamente. Se puede deducir que este departamento tiene un déficit en la capacidad para gestionar el riesgo, ya que su exposición al riesgo en la mitad de los municipios no supera el 40% aproximadamente.

Gracias a la heterogeneidad en las puntuaciones del IRCAP en las regiones mencionadas anteriormente, se evidencia que en muchos de los departamentos existe la presencia de municipios con valores porcentuales bajos y altos, como en el caso del departamento de Antioquia. En el municipio de Envigado se presenta el menor puntaje en el IRCAP a nivel nacional con un 24.7%, mientras el municipio de Murindo presenta el mayor puntaje a nivel nacional con un 81.6%.

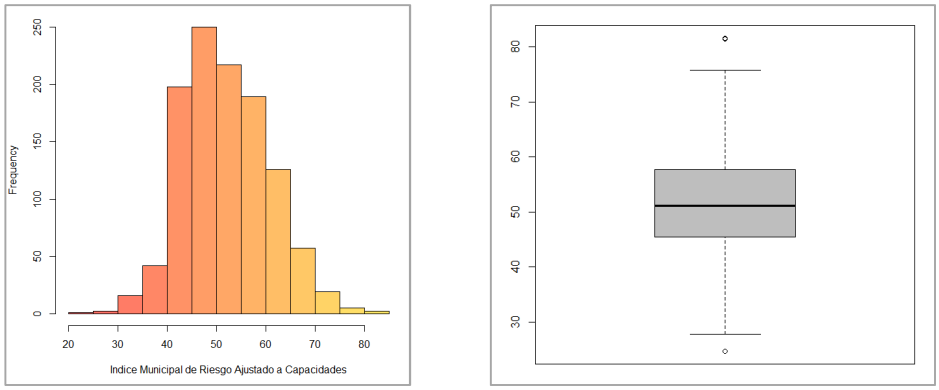


Figura 4. Histograma (Izquierda) y Boxplot (Derecha) del IRCAP 2010-2016

Teniendo en cuenta los resultados obtenidos por el mapa de intervalos de clase, se realizó un análisis de los gráficos de histogramas y Boxplot, como se detalla en la figura 4, con el fin de entender el comportamiento que tienen los datos del Índice Municipal de Riesgo Ajustado por Capacidades. Se evidencia que los datos presentan una asimetría hacia la derecha, ya que existe una mayor agrupación de los datos al lado derecho de la media.

En el gráfico de Boxplot se observa la existencia de valores atípicos inferiores (los municipios de Envigado en Antioquia, Castilla la Nueva en Meta, Monterey en Casanare y Puerto Colombia en Atlántico) y superiores (los cuales corresponden a los municipios Murindó en Antioquia y El Tarra en Norte de Santander) a los límites mínimos y máximos de los bigotes, en donde el atípico del límite superior se encuentra más alejado del límite máximo del bigote, haciendo que el gráfico de caja tenga un leve desplazamiento hacia abajo, rectificando que existe una distribución asimétrica positiva de los datos, es decir, que el valor de la media (51.82) es mayor que el valor de la mediana (51.10) y que el coeficiente de asimetría es mayor a cero (0.289). Los datos también presentan una distribución platicúrtica debido a que su curtosis es negativa.

Tabla 4. Resumen de estadísticas descriptivas de la variable IRCAP 2010-2016

Media	51,82735644	**Curtosis**	-0,10724268
Mediana	51,1039208	**Coeficiente de asimetría**	0,289761459
Moda	N/A	**Rango**	56,89586863
Desviación estándar	8,643743459	**Mínimo**	24,70649321
Varianza de la muestra	74,71430098	**Máximo**	81,60236184

4.1.2. Matriz de pesos espaciales

Los criterios de vecindad que se tuvieron en cuenta para la selección de la matriz de pesos espaciales, fueron los vecinos basados en la distancia euclidea, en donde se encuentra k-vecinos más cercanos, de órdenes 2, 3 y 4, y vecinos basados en grafos, como la Triangulación Delaunay, Esfera de Influencia, Criterio de Gabriel y Vecinos Relativos. Observando el Anexo 2, en el cual se encuentran graficadas las relaciones de estos criterios, se puede concluir que el criterio que tiene mayor porcentaje de pesos no nulos es la Triangulación Delaunay en un 53% con un promedio de 6 enlaces.

De las regresiones estimadas entre el índice de riesgo y las matrices de contigüidad mediante el análisis de PCNM, se escogió la que presentaba menor AIC. En este caso, es

la matriz de pesos espaciales Gabriel con un valor de 3267.342. Además de eso se puede observar en la Tabla 5 que la variable dependiente, es decir, el índice de riesgo, presenta un patrón de distribución agregado ya que toma un valor positivo y al estar por debajo del 5% el p-valor nos indica que hay presencia de autocorrelación espacial.

Tabla 5. Criterios de selección matriz W IRCAP 2010-2016

Criterio	AIC	I moran	P-valor	Z(I)
2 Vecino	3381.49	0.6280	< 2.2e-16	23.017
3 Vecinos	3270.345	0.6008	< 2.2e-16	26.549
4 Vecinos	3267.921	0.5778	< 2.2e-16	29.301
T. Delaunay	3291.036	0.5255	< 2.2e-16	30.358
E. de influencia	3292.623	0.5644	< 2.2e-16	28.265
Gabriel	3267.342	0.5644	< 2.2e-16	28.265
V. relativos	3316.796	0.6120	< 2.2e-16	23.545

En el dispersograma de Moran de la figura 5, se puede corroborar la autocorrelación espacial positiva que existe en la variable respuesta, lo que quiere decir que existe agrupación de valores similares, ya sea altos rodeado de altos, como bajo rodeado de bajos, además en el correlograma de Moran se observa que todos los rezagos son significativos hasta el quinto orden.

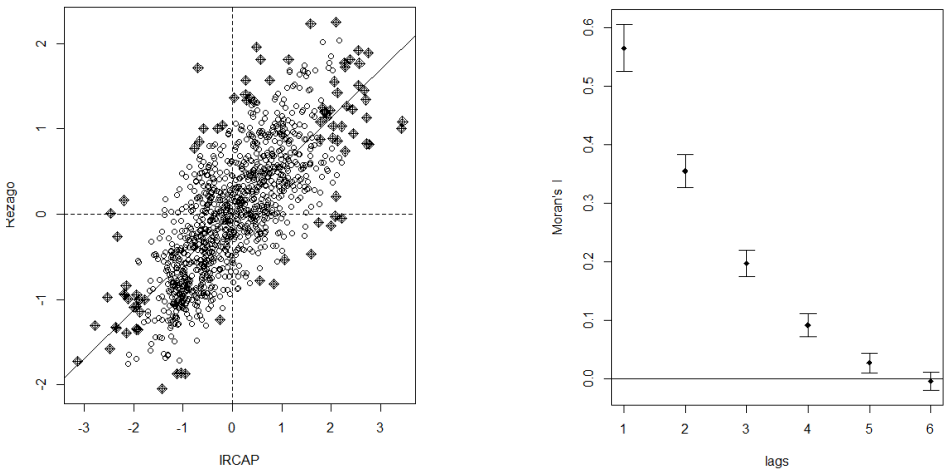


Figura 5. Dispersograma de Moran(izquierda) y Correlograma de Moran (derecha) de IRCAP

4.1.3. Contrastes globales

Una vez definida la matriz de pesos espaciales, se procede a analizar de manera global la autocorrelación espacial, tanto de la variable endógena como de las variables exógenas teniendo en cuenta el test de I de Moran y C de Geary. Igualmente se evalúa si en las variables existe asociación espacial por medio del test de G de Getis y Ord; cada uno de los test mencionados anteriormente se evalúan con intervalo de confianza del 95%, para verificar si las variables se encuentran distribuidas aleatoriamente en el espacio o si cuentan con una asociación de vecindad.

Tabla 6: Contrastes globales de las variables

Test	**I de moran**			**C de Geary**			**G de Getis y Ord**		
Variables	Z(I)	p-valor	I	Z(C)	p-valor	C	Z(G)	p-valor	G
IRCAP	27.952	< 2.2e-16	0.564	-27.167	< 2.2e-16	0.436	12.426	< 2.2e-16	9.044 e-4
X_coord	48.315	< 2.2e-16	0.9764	46.398	< 2.2e-16	0.0185	24.801	< 2.2e-16	9.252e-04
Y_coord	49.085	< 2.2e-16	0.9927	47.889	< 2.2e-16	0.0050	30.26	< 2.2e-16	9.518-04
CANT_EVENT	7.195	3.10e-13	0.142	-5.070	1.986e-7	0.850	6.963	1.6e-12	1.075 e-3
MUERTOS	2.883	0.002	0.049	-1.864	0.031	0.888	2.829	0.002	0.0027
HERIDOS	1.471	0.070	0.026	-1.210	0.113	0.944	1.464	0.071	0.001
DESAPA	0.137	0.445	0.001	-1.361	0.086	0.909	0.071	0.471	9.4e-4
PERS_AFEC	19.381	< 2.2e-16	0.387	-14.502	< 2.2e-16	0.628	19.293	< 2.2e-16	0.002
FAMILIAS	19.555	< 2.2e-16	0.391	-14.606	< 2.2e-16	0.625	19.477	< 2.2e-16	0.002
VIV_DESTRU	2.085	0.018	0.037	-1.336	0.090	0.934	2.087	0.018	0.001
VIV_AVER	15.507	< 2.2e-16	0.309	-10.824	< 2.2e-16	0.708	15.463	< 2.2e-16	0.002
FNGR	17.774	< 2.2e-16	0.349	-9.700	< 2.2e-16	0.678	17.684	< 2.2e-16	0.003
PEA2016	1.496	0.067	0.018	-0.872	0.191	0.921	1.449	0.073	0.001
INU_LENTAS	22.14	< 2.2e-16	0.447	-22.104	< 2.2e-16	0.548	20.357	< 2.2e-16	1.07e-3
MOV_MAS	32.144	< 2.2e-16	0.647	-29.137	< 2.2e-16	0.346	22.258	< 2.2e-16	9.4e-04
FLUJO_TORR	34.158	< 2.2e-16	0.690	-33.868	< 2.2e-16	0.307	30.619	< 2.2e-16	1.1e-3
IPM_AJUST	35.376	< 2.2e-16	0.715	-34.45	< 2.2e-16	0.288	26.96	< 2.2e-16	9.8e-4
AREA_A	21.847	< 2.2e-16	0.417	-10.002	< 2.2e-16	0.584	21.813	< 2.2e-16	0.003
AREA_MPAL	26.916	< 2.2e-16	0.4987	-10.495	< 2.2e-16	0.4838	26.865	< 2.2e-16	0.0053

C_FINAN	25.032	< 2.2e-16	0.504	-22.46	< 2.2e-16	0.490	23.746	< 2.2e-16	1.3e-3
C_SOCIO	19.19	< 2.2e-16	0.387	-18.542	< 2.2e-16	0.609	16.105	< 2.2e-16	9.9e-4
C_GR	4.690	1.365e-6	0.094	-4.289	8.964e-5	0.910	4.523	3.035e-6	0.0009

Como se observa en la tabla 6, en la variable endógena (IRCAP) existe autocorrelación, ya que su P-valor es menor al 5% contrastando la hipótesis nula, en la cual hay ausencia de auto correlación espacial para los test de I de moran y de C de Geary, los cuales permiten identificar una autocorrelación positiva ya que el valor de Z(I) es mayor a cero y Z (C) es menor a cero, respectivamente. Esta variable presenta una asociación espacial ya que para el test de G de Getis y Ord su P-valor es menor al 5%, negando la hipótesis nula donde hay ausencia de asociación espacial y afirmando que presenta una concentración de valores elevados en regiones vecinas.

Como ocurre con la variable endógena, 17 de las 19 variables exógenas presentan una autocorrelación espacial positiva y con presencia de asociación espacial. Las 4 variables restantes de las cuales HERIDOS, DESAPA y PEA2016 presentan un P-valor mayor al 5% para los tres test evaluados, son variables con ausencia de autocorrelación y asociación espacial, en cuanto a la variable VIV_DESTRUIDAS en la cual existe una autocorrelación espacial y asociación espacial según los test de I de moran y G de Getis y Ord en los cuales el P-valor es menor al 5%, pero en el test de C de Geary su P-valor es mayor al 5%. Las variables resaltadas en color naranja en la tabla 5 no son tomadas en cuenta para la selección del mejor modelo.

4.1.4. Contrastes locales

Complementando los resultados obtenidos en los contrastes globales, se procede a analizar los mapas de LISA los cuales se basan en el estadístico de I de Moran de asociación local, midiendo el grado de significancia para los valores altos y bajos de la variable IRCAP en los municipios de Colombia. Como se observa en la figura 6, en las regiones del Amazonas y de Orinoquia se presenta una mayor concentración de valores bajos rodeados de bajos en comparación con las otras regiones del país. Estos valores predominan en los municipios de los departamentos de Vaupés y Meta, en donde hay una significancia con un p-valor 0.0001 en el departamento del Meta.

En la región del Pacífico, hay un dominio de valores de altos rodeado de altos en el departamento de Chocó en donde los municipios de Carmen de Darién y Riosucio cuentan con una significancia de 0.0001, mientras los municipios de Nuqui, Alto Baudó y Jurado

presentan una significancia del 1%, y los municipios de Bahía Solano, Bojacá y Unguía tienen una significancia de 5%.

En la región del caribe, en los departamentos de Bolívar y Magdalena, existen valores altos rodeados de altos, al igual que en los municipios de Sucre y Dibulla en donde existe significancia más alta para el departamento de Bolívar hacia los municipios de la zona oriente. Esta región presenta valores bajos rodeados de bajos en el departamento de Atlántico.

La región Andina, en los departamentos de Norte de Santander, Cundinamarca y Caldas, presenta valores altos rodeados de altos a excepción del municipio de Tibú del departamento de Norte de Santander en el cual se presenta un valor bajo rodeado de valores altos. En el departamento de Antioquia se presentan municipios con valores bajos rodeados de bajos en la zona centro del departamento, mientras que los municipios colindantes con la región del pacífico cuentan con valores altos rodeados de altos.

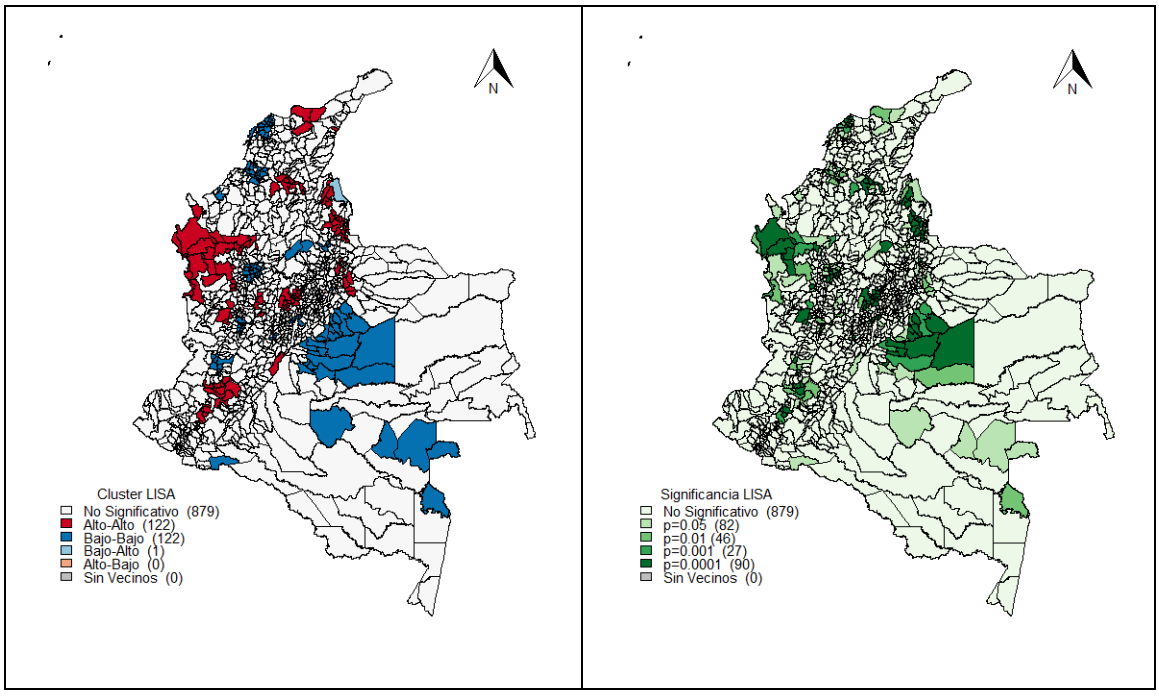


Figura 6. Mapas LISA de la variable IRCAP (Izquierda: Cluster, Derecha: Significancia)

Teniendo en cuenta los resultados de los mapas LISA se realiza un análisis comparativo con los resultados gráficos de los mapas de autocorrelación espacial local Getis, los cuales miden el grado de asociación que resulta de la concentración de puntos ponderados incluyendo un radio de distancia y un punto ponderado origen. Como se observa en la figura 6, la región del Pacífico tiene el mismo comportamiento del mapa LISA Cluster, en

donde los valores son altos rodeados de altos para el departamento del Chocó, aunque existe un cambio en cuando a la significancia en el caso de Bojayá que pasa de tener una significancia de 0.05 en el mapa LISA a un 0.0001 en el mapa Getis. Municipios como Carmen del Darién y Riosucio contaban con una significancia de 0.0001 y pasan a tener una significancia del 0.001 y 0.01 respectivamente.

Para las regiones de Orinoquia y Andina el comportamiento de los valores es el mismo para los departamentos mencionados en el análisis del mapa de LISA, en donde hay una variación de algunos municipios haciendo que la significancia tome algunas variaciones más que todo hacia el norte del país. Se puede observar que estas dos regiones presentan una distribución de los datos muy similar para los resultados obtenidos por las pruebas locales LISA y Getis.

En la región de Amazonia existe un aumento de municipios con valores bajos rodeados de bajos en el departamento del Amazonas con La Pedrera y Miriti Paraná. En el departamento de Caquetá, el municipio de Solano; y en el departamento de Vaupés, el municipio de Pacoa; tienen una significancia del 5%. Esta significancia se presenta en todos los municipios seleccionados como valores bajos rodeados de bajos.

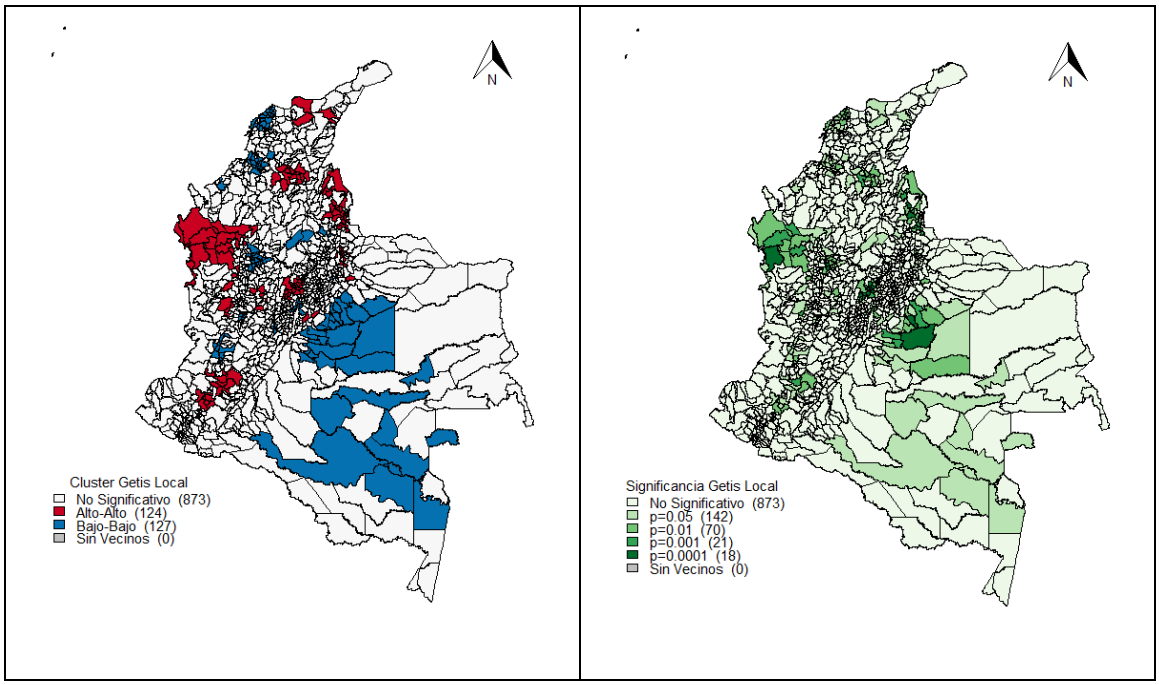


Figura 7. Mapas Getis de la variable IRCAP (Izquierda: Cluster, Derecha: Significancia)

4.1.5. Contrastes bivariados

Los contrastes bivariados tienen como objetivo evidenciar qué variables independientes se encuentran altamente correlacionadas con la variable respuesta IRCAP, y sirven como insumo para la construcción del modelo estadístico que se quiere plantear. Este análisis se realiza mediante el estadístico I de Moran, el cual fue ejecutado en R, debido a que el criterio Gráfico de Gabriel no se encuentra disponible en el software Geoda.

Tabla 7. Contrastes bivariados de variable endógena con variables exógenas

Test	Moran Bivariado	
Variables	**I**	**p-valor**
X_coord	0.0025	**0.428**
Y_coord	0.0196	**0.084**
CANT_EVENT	-0.0427	0.004
MUERTOS	0.0042	**0.375**
HERIDOS	0.0223	**0.053**
DESAPA	0.0305	0.019
PERS_AFEC	0.0310	0.021
FAMILIAS	0.0472	0.002
VIV_DESTRU	-0,0164	**0.133**
VIV_AVER	0.0239	**0.059**
FNGR	0.0150	**0.165**
PEA2016	-0.0290	0.023
INU_LENTAS	-0.0334	0.011
MOV_MASA	0.1521	0.001
FLUJO_TORR	0.3172	0.001
IPM_AJUST	0.1282	0.001
A_AMEN	0.0759	0.001
AREA_MPAL	-0.0943	0.001
C_FINAN	-0.2409	0.001
C_SOCIO	-0.2459	0.001
C_GR	-0.0113	**0.227**

En la Tabla 7 se puede evidenciar que variables como X_coord, Y_coord, MUERTOS, HERIDOS, VIV_DESTRU, VIV_AVER, FNGR y C_GR no presentan directamente autocorrelación espacial con la variable respuesta IRCAP, ya que presentan un p-valor por encima del 5% y por ende no se rechaza la hipótesis nula.

Este resultado se puede corroborar con los correlogramas de I moran bivariado que se encuentran en el Anexo 3, en donde se detalla que en todas estas variables no hay autocorrelación espacial en los rezagos de ningún orden, a excepción del VIV_DESTRU que sí presenta en el orden 3 y 4; y HERIDOS en el orden 3. Adicionalmente, se puede ver que variables como DESAPA, PEA2016, INU_LENTAS según el correlograma no presentan autocorrelación espacial en ningún orden, pese a que en la Tabla 7 tienen un p-valor por debajo del 5%. Sin embargo, hay variables que presentan autocorrelación espacial en sus rezagos hasta en el orden 3, tales como FAMILIAS, MOV_MASA, FLUJO_TORR, AREA_MPAL, C_FINAN y C_SOCIO; lo que indica que pueden ser variables significativas en el modelo final.

4.2. Análisis confirmatorio de los datos

El análisis confirmatorio espacial puede llevarse a cabo a través de un proceso que tiene por primera fase la especificación del modelo propuesto como un modelo básico de regresión lineal sin efectos espaciales y que se estima por el método de mínimos cuadrados ordinarios (MCO). Consecutivo a esto, se aplican contrastes de autocorrelación y heterogeneidad espacial con el objetivo de aceptar o rechazar la hipótesis nula de la ausencia de efectos espaciales, para que finalmente seleccionemos el mejor modelo que se ajusta a los datos y hagamos valida su interpretación.

4.2.1. Estimación por mínimos cuadrados ordinarios

Inicialmente se realizó una regresión del modelo clásico mediante la estimación por mínimos cuadrados con todas las variables independientes planteadas al inicio del proyecto, y por medio del método de *stepwise* mediante el criterio AIC con dirección 'atrás/adelante' se seleccionaron las variables que mejor describían el modelo y aquellas que tenían correlación espacial con la variable IRCAP.

Debido a que este modelo no presentaba normalidad ni homocedasticidad, se recurrió a realizar una transformación Box-Cox en la variable dependiente, con una lambda de -0.4495892. Como resultado se obtuvo un modelo en donde la variable IRCAP se ve explicada en un 60% aproximadamente por las variables exógenas, además se observa que el modelo ajusta los datos a un 1% de significancia. También se puede evidenciar que la mayoría de variables son significativas al 5% incluyendo el intercepto, a excepción de Y_coord e INU_LENTAS.

Tabla 8. Resumen del Modelo Clásico Transformado

Variable	Coeficiente	P-valor
Intercepto	1.751e+00	< 2e-16
X_coord	1.110e-08	0.000249
Y_coord	-3.088e-09	0.122758
CANT_EVENT	-2.060e-04	0.020025
FAMILIAS	-1.201e-06	0.003622
VIV_AVER	1.705e-06	0.005092
FNGR	4.032e-12	0.007987
INU_LENTAS	-1.850e-03	0.097970
FLUJO_TORR	2.267e-02	< 2e-16
IPM_AJUST	3.815e-02	< 2e-16
A_AMEN	1.578e-07	< 2e-16
AREA_MPAL	-3.307e-08	< 2e-16
C_FINAN	-3.561e-02	< 2e-16
C_SOCIO	-4.135e-02	< 2e-16
C_GR	-1.402e-02	0.00000000129

Las pruebas que evalúan los supuestos nos indican que existe una distribución normal en los residuos del modelo, además se comprueba que no hay homocedasticidad y el modelo no se encuentra bien especificado, lo que quiere decir que su forma funcional no es la más adecuada (ver Tabla 9).

Respecto a la autocorrelación espacial, se parte de la hipótesis nula que dice que hay ausencia de autorrelación espacial siempre y cuando el p-valor sea igual a cero. En la Prueba de I de Moran proporciona un valor mayor a cero y que no sobrepasa un p-valor de 0.05, lo que indica que se rechaza la hipótesis nula y existe autocorrelación espacial en los residuos del modelo. En la figura 8 se observa el comportamiento de los residuos del modelo, y se evidencia la asociación espacial en algunos sectores del país, sin embargo, no se puede inferir con exactitud si existe o no.

Tabla 9. Resultado de supuestos de Modelo Clásico Transformado

Supuesto	Prueba	Contraste	P-valor
Normalidad	Shapiro-Wilk	0.99807	0.2243
	Anderson-Darling	0.26169	0.7052
Heterocedasticidad	Breusch Pagan	146.27	< 2.2e-16
Especificación	Reset	18.581	< 2.2e-16
Autocorrelación espacial (residuos)	I de Moran	0.3786605740	< 2.2e-16

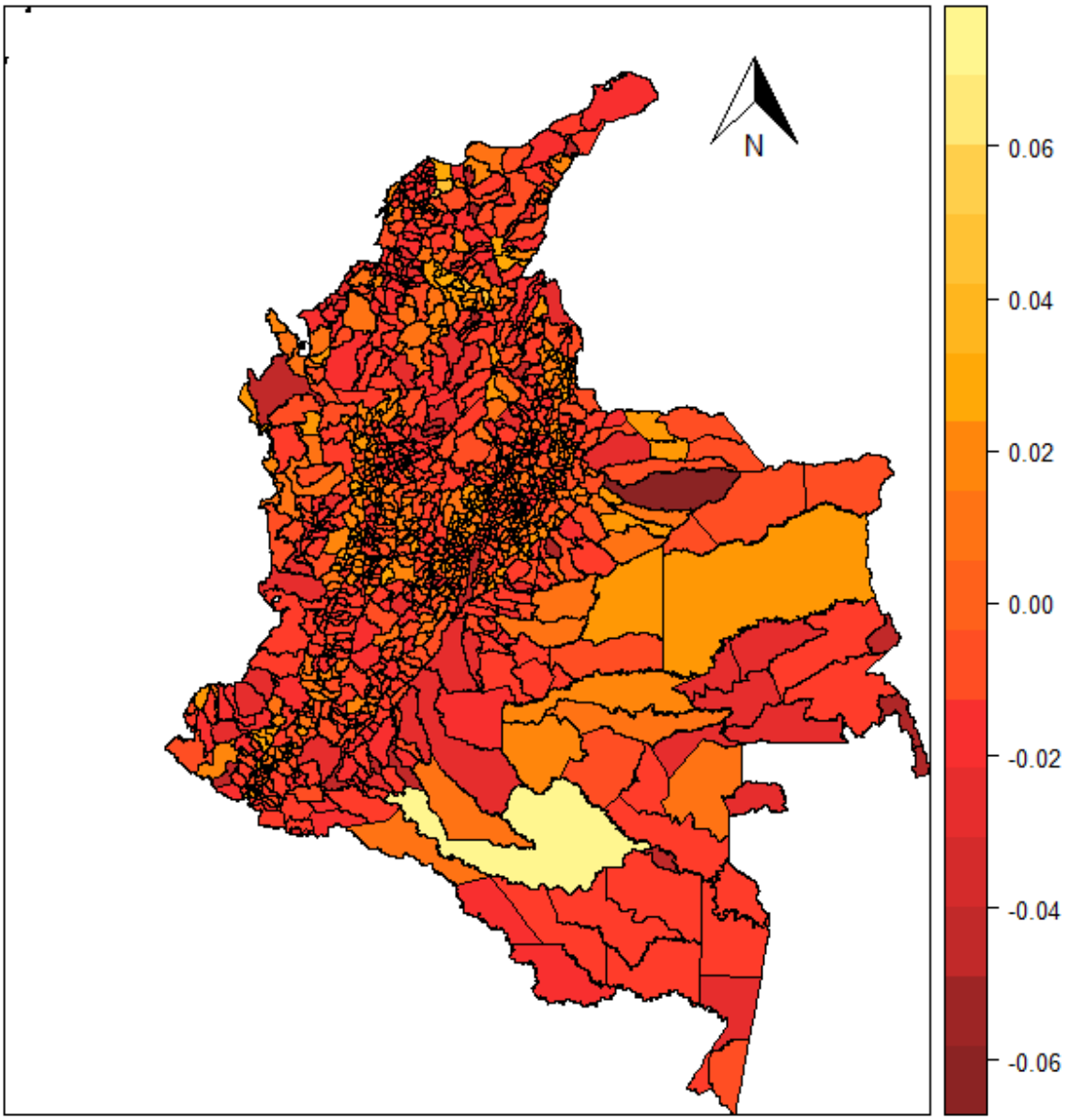


Figura 8: Mapa de Residuales de Modelo Clásico Transformado

Además de eso, se evaluó el supuesto de multicolinealidad, en donde ninguna de las variables presenta alta colinealidad (VIF>10), lo que indica que no existe una relación lineal entre las variables independientes del modelo regresor.

Tabla 10. Resultado de Supuesto de Multicolinealidad del Modelo Clásico Transformado

Variable	VIF
X_coord	1.372433
Y_coord	1.479569
CANT_EVENT	1.467178
FAMILIAS	5.627487
VIV_AVER	3.886930
FNGR	2.229571
INU_LENTAS	1.146461
FLUJO_TORR	1.277300
IPM_AJUST	1.808090
A_AMEN	1.993515
AREA_MPAL	2.436450
C_FINAN	1.832048
C_SOCIO	1.918695
C_GR	1.040751

4.2.2. Construcción y Selección de mejor modelo regresivo espacial

Para la construcción de un modelo regresivo espacial, se parte de los resultados obtenidos en el modelo clásico, en donde se evidencia presencia de autocorrelación espacial en los residuos y una mala especificación del modelo con errores de homocedasticidad, lo que da cabida a la posibilidad de modelos alternativos con dependencia espacial, ya sea en la variable dependiente (modelo del retardo espacial) o en el término de la perturbación aleatoria (modelo del error espacial).

Para comenzar, se aplica la prueba de Multiplicadores de Lagrange, la cual brinda un diagnóstico de los posibles modelos espaciales a los que se pueden ajustar los datos. Debido a que ningún p-valor sobrepasa el 1% de significancia, se concluye que se debe implementar una forma funcional con dependencia espacial, ya sea en la variable endógena (LMlag, RLMlag), en el error (LMerr, RLMerr) o en la variable endógena con un esquema de medias móviles en las perturbaciones aleatorias (SARMA).

Tabla 11. Resumen Prueba de Multiplicadores de Lagrange

	Estadístico	P-valor
LMerr	348.55240	0.000000e+00
LMlag	351.18741	0.000000e+00
RLMerr	52.05821	5.387912e-13
RLMlag	54.69323	1.408873e-13
SARMA	403.24562	0.000000e+00

Ya que las pruebas anteriores solo arrojan un diagnóstico, se construyeron diferentes modelos con dependencia espacial, para ser evaluados con los criterios de AIC y BIC, en donde se concluye que el mejor es aquel que presenta menor valor en cada uno de los criterios.

En la tabla 12 se puede observar que todos los modelos son estadísticamente significativos al 1%, además de presentar un R2 por encima del 60%. El modelo seleccionado fue el GNS, lo que indica que es el que mejor representa los datos, además de poseer el R2 más alto.

Tabla 12. Resumen modelos espaciales evaluados

Modelo	AIC	BIC	R-Cuadrado	P-valor
SEM	-6279.5	-6224.206	0.7235	< 2.22e-16
SAR	-6242.6	-6187.299	0.6613	0.9018
SARAR	-6323.3	-6247.895	0.7684	< 2.22e-16
SDM	-6575.8	-6505.474	0.7498	0.1270
SDEM	-6349.5	-6284.130	0.7250	< 2.22e-16
SLX	-5888.9	-5828.558	00.5344	< 2.2e-16
GNS	**-6806.5**	**-6823.269**	**0.8430**	**< 2.22e-16**
ErrorH	-5687.6	-5647.354	0.7157	< 2.22e-16

*SEM: Modelo de error espacial, *SAR: Modelo autoregresivo espacial, *SARAR: Modelo autoregresivo espacial con errores autoregresivos, *SDM: Modelo espacial de Durbin, *SDEM: Modelo de error espacial de Durbin, *SLX: Modelo de retardo espacial en X, *GNS: Modelo general anidado de regresión espacial,* ErrorH: Modelo espacial del error heterocedastico.

Cabe añadir que para la construcción de estos modelos espaciales se tuvieron en cuenta 5 variables independientes de 12 variables que presentaba el modelo clásico planteado en un comienzo, ya que, al ejecutarlas en R presentaban un error en la inversión de la matriz de covarianza asintótica. Pese a que ninguna de estas variables presentaba valores de VIF altos y la mayoría se encontraban autocorrelacionadas espacialmente, fue necesario eliminarlas, dejando solo las variables más relevantes.

4.2.3. Validación e interpretación del modelo

Teniendo en cuenta la evaluación que se realizó anteriormente, podemos concluir que el modelo espacial que mejor representa los datos es el modelo general anidado espacial (GNS, por sus siglas en inglés). Este modelo presenta un rezago espacial en la variable endógena (ρWY), en las variables explicativas ($WX\theta$) y en las perturbaciones aleatorias ($\lambda W\mu$), como se muestra en la siguiente ecuación:

$$Y = \beta_0 + \rho WY + X\beta + WX\theta + \varepsilon \quad (12)$$
$$\varepsilon = \lambda W\mu + \mu$$

En donde β_0 corresponde al intercepto y β hace referencia a los coeficientes de las variables independientes, ρ y λ, son los coeficientes de autocorrelación y W indica la matriz de pesos espaciales, que en este caso corresponde al criterio de Gabriel.

Este modelo solo tuvo en cuenta las variables y rezagos significativos, de modo que variables como cantidad de eventos (CANT_EVENT), viviendas averiadas (VIV_AVER), inundaciones lentas (INU_LENTAS) y sus respectivos rezagos, fueron eliminadas ya que no representaban ningún peso positivo para el modelo. Por lo tanto, las variables que se encuentran asociadas al riesgo (IRCAP), son la presencia de flujos torrenciales en cada municipio, el índice de pobreza multidimensional, el componente de gestión de riesgo, y el componente financiero y socioeconómico que hacen referencia a las capacidades con las que cuenta cada municipio para contrarrestar el riesgo existente en el país.

En la tabla 13 se puede evidenciar que la variable IRCAP se encuentra explicada en un 82% aproximadamente por las variables exógenas, además de ser un modelo significativo a un 1%, lo que indica que posee un buen ajuste, resaltando que se corrigen los problemas de autocorrelación espacial en los residuos, ya que la prueba I de Moran muestra un valor por encima de 0.05.

Haciendo referencia a los coeficientes de las variables exógenas, se tiene que la presencia de flujos torrenciales (FLUJO_TORR) en el municipio, representa un aumento del riesgo contrario a su rezago espacial (WFLUJO_TORR) que indica que disminuye el riesgo en el municipio de estudio, cuando el riesgo aumenta en sus colindantes. De igual forma sucede cuando aumenta el índice de pobreza multidimensional (IPM_AJUST), se indica un aumento del riesgo, mientras que su rezago al aumentar (WIPM_AJUST) muestra una disminución. Contrario a esto, cuando aumentan las variables componente financiero (C_FINAN), socioeconómico (C_SOCIO) y de gestión de riesgo (C_GR) indican una disminución del riesgo, y cuando se incrementan sus rezagos (WC_FINAN, WC_SOCIO, WC_GR) se genera un aumento del riesgo, lo que indica que el riesgo disminuye en el vecindario, cuando aumenta en el municipio de estudio. Respecto a los rezagos de la

variable endógena (IRCAP) se puede observar que el segundo orden repercute de manera positiva, de modo que el IRCAP de un municipio disminuiría, si el IRCAP de sus vecinos de segundo orden (bajo el criterio de Gabriel) aumenta. Contrario a los rezagos de primer y tercer orden.

Finalmente, según ρ las variaciones del IRCAP son extendidas a los municipios que se encuentran vecinos en un 36% de forma negativa, esto quiere decir que si el riesgo aumenta en el municipio de estudio, el riesgo aumenta en los municipios vecinos, mientras que en las perturbaciones aleatorias conforme a λ, IRCAP presenta una variabilidad en un 91% de forma positiva, lo que indica que el aumento del error aleatorio en una región específica, también hace que disminuya en las regiones colindantes.

Tabla 13. Resumen del Modelo GNS

Variable	Coeficiente	P-valor
Intercepto	1.02573698	< 2.2e-16
FLUJO_TORR	0.00622013	6.265e-06
IPM_AJUST	0.05664361	< 2.2e-16
C_FINAN	-0.03167617	< 2.2e-16
C_SOCIO	-0.02102549	5.863e-11
C_GR	-0.01716846	< 2.2e-16
WFLUJO_TORR	-0.00720104	3.078e-05
WIPM_AJUST	-0.06265005	< 2.2e-16
WC_FINAN	0.02382711	1.032e-09
WC_SOCIO	0.02633569	2.050e-10
WC_GR	0.01809101	3.046e-13
WIRCAP	0.00303107	< 2.2e-16
W2IRCAP	-0.15332967	< 2.2e-16
W3IRCAP	0.04305882	5.480e-06
Rho	0.36517	3.6482e-13
Lambda	-0.91542	< 2.22e-16

R-Cuadrado	0.843018
Nagelkerke pseudo R-Cuadrado	0.81785
P-valor	< 2.2e-16
I de Moran	0.9876

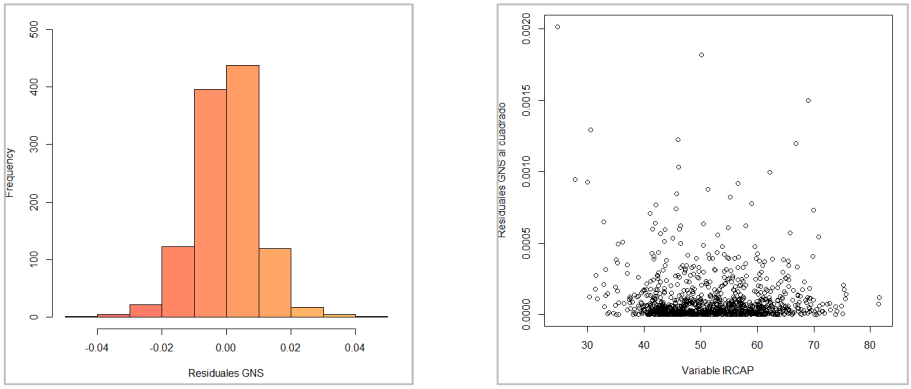


Figura 9: Histograma residuales modelo GNS (derecha) y diagrama de dispersión residuales GNS al cuadrado (izquierda)

Respecto al comportamiento de los residuales del modelo GNS (ver Figura 9), se puede observar en el histograma que los valores de los residuales se concentran entre -0,01 y 0,01 y se evidencia un buen ajuste pese a que presenta una leve asimetría hacia la izquierda. Con referencia al diagrama de dispersión, se graficaron los residuos del modelo GNS al cuadrado respecto a la variable respuesta IRCAP y se puede observar que existen atípicos y hay una sobredispersión de los datos ya que todos los valores de los residuales se encuentran cercanos a cero.

4.3. Análisis de impactos

Teniendo en cuenta el modelo general anidado espacial (GNS) escogido, se procede a verificar cuál es la contribución que tienen las variables exógenas dentro del modelo y cómo están afectando la variable endógena. La verificación se realiza por medio del cálculo de los impactos totales de las variables, los cuales tienen en cuenta tanto el efecto directo (suma de los impactos en la región que experimenta cambios) como el efecto indirecto (suma de los impactos debido a los cambios en otras regiones) de difusión espacial que provocan las variables independientes.

Como se observa en la tabla 14, si la variable IRCAP tiene un aumento al 100%, se evidencia que la variable IPM_ AJUST tendrá el mayor impacto a nivel nacional con un aumento del 8.92%, de los cuales los municipios que presenten significancia para esta variable tendrán un aumento del 5.86% y los municipios vecinos un 3.06%, aproximadamente. En cuanto a los rezagos de la variable índice de pobreza multidimensional ajustado, existirá una reducción del 9.87% a nivel nacional, del 6.48% para los municipios con significancia y del 3.39% para los municipios vecinos.

La variable Flujos Torrenciales va a tener una contribución directa respecto a la variable Respuesta, con un aumento del 0.98% aproximadamente a nivel nacional. En cuanto a los municipios que se encuentran en una zona de amenaza por flujo torrencial, habrá un incremento del 0.64% y 0.34% en municipios vecinos, por otro lado, los rezagos de esta variable tendrán un decremento del 1.13% a nivel nacional y a nivel municipal una disminución del 0.75% en los mismos municipios y del 0.39% en los municipios vecinos.

El modelo tiene en cuenta tres componentes, los cuales son indirectamente proporcionales a la variable IRCAP; el componente financiero tendrá una disminución del 4.99% a nivel nacional, del 3.28% en los municipios con significancia y del 1.71% en los municipios vecinos; el componente socioeconómico tendrá una reducción del 3.31% a nivel nacional, 2.18% en los mismos municipios con significancia y del 1.14% en los municipios vecinos.

Por último, el componente gestión del riesgo tendrá un descenso del 2.70% a nivel nacional, a nivel municipal será del 1.78% para los municipios con significancia y del 0.93% para los municipios vecinos.

Los rezagos de las variables de los componentes mencionados anteriormente, tendrán un comportamiento directamente proporcional con la variable respuesta a nivel nacional y a nivel municipal, por lo tanto, para los rezagos del componente financiero habrá un aumento del 3.75%, del componente socioeconómico habrá un aumento del 4.15% y del componente gestión del riesgo un aumento del 2.85% a nivel nacional.

Para este modelo se tienen en cuenta los rezagos de la variable respuesta hasta tercer orden. Se puede observar que el comportamiento de los rezagos de primer y tercer orden será directamente proporcional a la variable respuesta con un aumento a nivel nacional del 0.48% y del 6.78% respectivamente, mientras que el rezago de segundo orden tendrá un comportamiento inversamente proporcional y con el mayor decremento en comparación con las otras variables. Esta disminución será del 24.15% a nivel nacional y a nivel municipal será del 15.86% en los mismos municipios del 8.29% en municipios vecinos.

Tabla 14. Análisis de Impactos IRCAP

Variables/Impactos	Directo	Indirecto	Total
FLUJO_TORR	0.006435501	0.003362624	0.009798125
IPM_AJUST	0.058604892	0.030621736	0.089226628
C_FINAN	-0.032772955	-0.017124249	-0.049897204
C_SOCIO	-0.021753500	-0.011366456	-0.033119957
C_GR	-0.017762919	-0.009281331	-0.027044250
WFLUJO_TORR	-0.007450377	-0.003892908	-0.011343285
WIPM_AJUST	-0.064819307	-0.033868840	-0.098688147
WC_FINAN	0.024652123	0.012881020	0.037533143
WC_SOCIO	0.027247563	0.014237168	0.041484731
WC_GR	0.018717411	0.009780064	0.028497475
WIRCAP	0.003136021	0.001638607	0.004774628
W2IRCAP	-0.158638709	-0.082890565	-0.241529275
W3IRCAP	0.044549731	0.023277751	0.067827483

4.4. Regresión geográficamente ponderada

Una regresión geográficamente ponderada, comúnmente denominada GWR (por sus siglas en inglés), es un modelo que permite una exploración de relaciones de datos que varían espacialmente, a través de la visualización e interpretación de conjuntos de coeficientes de

regresión local, además de sus estimaciones asociadas. Este modelo fue ejecutado mediante el software R con la librería *'GMmodel'*, la cual contempla una gama de modelos de regresión tales como: (i) básico; (ii) robusto; (iii) generalizado; (iv) mixta; (v) heteroscedástico y (vi) localmente compensados. En este caso, se realiza un modelo de regresión básica mediante la función *'gwr.basic'*, implementando el enfoque básico de regresión geográficamente ponderada para explorar la no estacionariedad espacial para un ancho de banda global dado (calculada mediante la función *'bw.gwr'*) y un esquema de ponderación elegido.

Las variables que se tuvieron en cuenta para la construcción del modelo, fueron aquellas elegidas por el modelo clásico final mediante *'stepwise'*, descartando las mismas variables que se quitaron al realizar los modelos espaciales, debido a su singularidad. El resumen que se presenta en la tabla 16 muestra un R-Cuadrado ajustado del 45%, lo que nos indica que la variable dependiente no se encuentra bien explicada por las variables endógenas, pese a que el modelo es significativo a un 1%. Además, se evidencia que las variables de cantidad de eventos e inundaciones lentas no son significativas para el modelo.

Tabla 15. Resumen Regresión Global

Variable	**Coeficiente**	**P-valor**
Intercepto	44.76876	< 2e-16
CANT_EVENT	-0.02396	0.431
INU_LENTAS	-0.61748	0.154
FLUJO_TORR	8.81217	< 2e-16
IPM_AJUST	15.86830	< 2e-16
C_FINAN	-7.36128	3.93e-08
C_SOCIO	-11.89351	3.61e-14
C_GR	-3.64770	4.47e-05

R-Cuadrado Múltiple	0.4629
R-Cuadrado Ajustado	0.4596
P-valor	< 2.2e-16

En la tabla 17 se presentan los resultados de la regresión geográficamente ponderada con un ancho de banda de 133 (número de vecinos más cercanos), los cuales indican los valores de los coeficientes teniendo en cuenta estadísticas descripticas básicas como el mínimo, la media y el máximo, de esta manera interpretan los rangos que existen para cada una de las variables. Por otra parte, se evidencia un R-Cuadrado del 75,92% y un R-Cuadrado Ajustado del 70,28%, lo que nos lleva a concluir que la variable endógena se encuentra bien explicada por las variables exógenas, ya que supera al menos el 60%.

Tabla 16. Resumen GWR

Variable	Mínimo	Media	Máximo
Intercepto	30.348524	43.442517	60.1539
CANT_EVENT	-0.530605	-0.023750	1.0273
INU_LENTAS	-6.118405	-1.026043	12.1475
FLUJO_TORR	-6.563741	5.119908	17.7917
IPM_AJUST	-12.450402	28.072967	53.7899
C_FINAN	-46.350937	-8.388560	11.1869
C_SOCIO	-36.002561	10.914322	6.4316
C_GR	-11.699663	-4.937440	2.5900

En la figura 10 se evidencia el comportamiento del R-Cuadrado sobre todo el país. Se observa un R-Cuadrado por debajo del 50% para los municipios que se encuentran al norte y al suroccidente del país. Los municipios que presentan un R-Cuadrado alto pertenecen a la región de la Orinoquia, de la Amazonia y algunos municipios que componen la región Andina. En general se puede decir que la variable IRCAP se encuentra bien explicada por las variables exógenas.

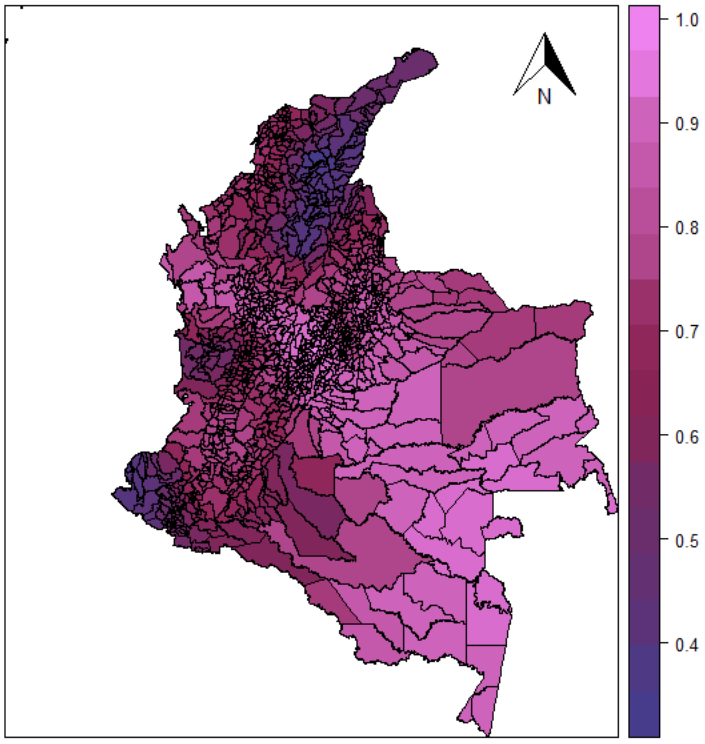


Figura 10. R-Cuadrado Local

A continuación, se presenta una descripción detallada del comportamiento de los coeficientes en el espacio, además de la significancia de las variables sobre cada uno de los municipios.

Se observa que el coeficiente de la variable cantidad de eventos oscila en un rango de -0,53 a 1. Los municipios que se encuentran al oriente del país muestran coeficientes positivos y son significativos estadísticamente ya que presentan un p-valor por debajo del 5%, además de los municipios que se encuentran en el departamento de Sucre y los municipios aledaños al municipio Puerto Boyacá, ubicado en Boyacá. Esto indica que, si la cantidad de eventos aumenta, el índice de riesgo (IRCAP) también aumentará, teniendo así una medida directamente proporcional. Por otro lado, los municipios significativos que se encuentran en el departamento del Chocó y Antioquia, presentan un coeficiente positivo bajo, lo que quiere decir que en estos municipios el IRCAP aumenta en menor medida.

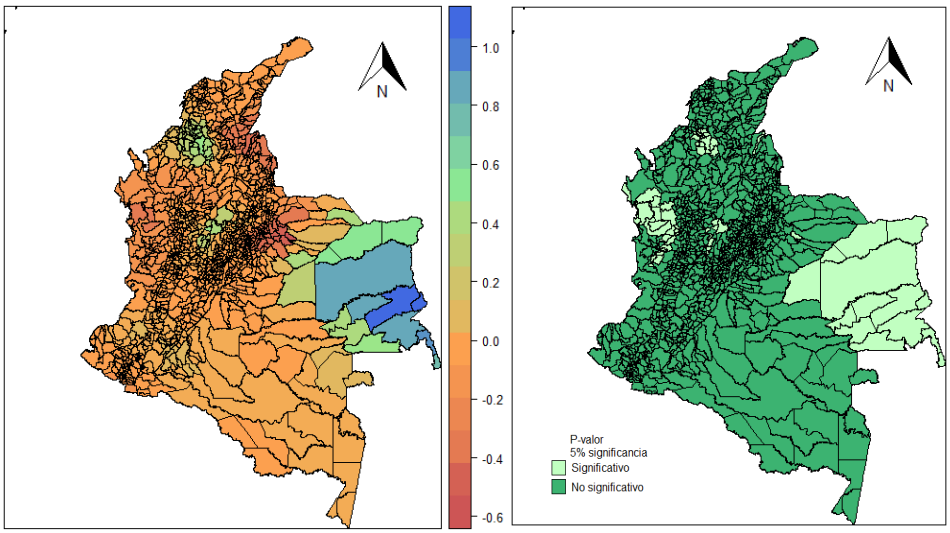


Figura 11. Mapa coeficiente estimado (izquierda) y p-valor (derecha) de la variable Cantidad de Eventos

Para la variable inundaciones lentas el coeficiente de variación tiene un rango desde -6.11 hasta 12.14. En la figura 12 se puede evidenciar que los municipios que se encuentran al norte del país, son significativos a un 5% y nos indican que cuando hay presencia de inundaciones lentas aumenta el IRCAP. En cambio, en los municipios que se encuentran sobre la costa pacífica; al occidente de los departamentos de Cauca y Valle del Cauca y algunos municipios que se encuentran en los departamentos de Boyacá, Cundinamarca y Tolima; que también son significativos, se evidencia una disminución del IRCAP.

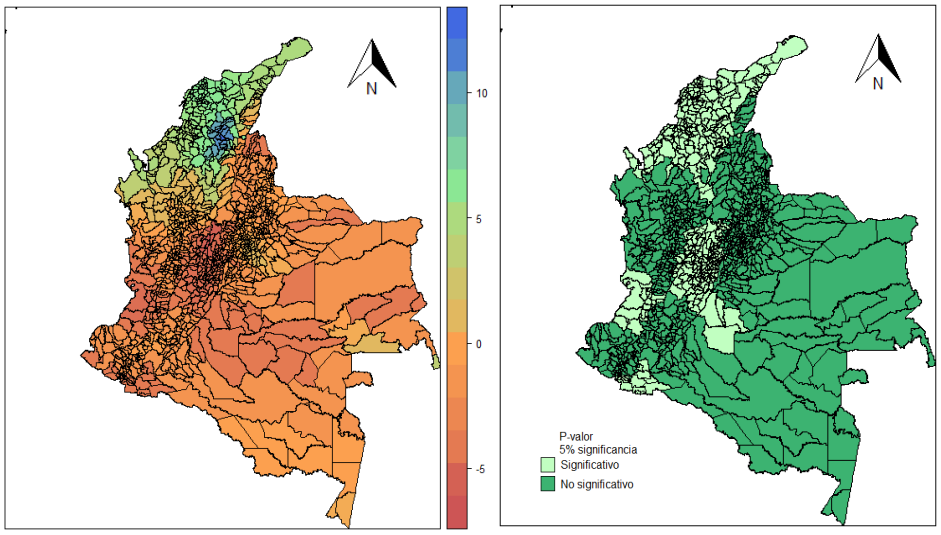


Figura 12. Mapa coeficiente estimado (izquierda) y p-valor (derecha) de la variable Inundaciones Lentas

En la variable flujos torrenciales los coeficientes de variación presentan un rango similar al de inundaciones lentas (de -6.56 a 17.79). Sin embargo, la significancia de la variable espacialmente es totalmente diferente. Se puede ver que en casi todo el país existe significancia a excepción de los municipios que se encuentra en el departamento de Nariño; Arauca; al Norte de Casanare y Vichada; al sur de la región Caribe y al norte de la región Andina; tomando algunos municipios de Antioquia, Sucre, Bolívar, Santander y Cundinamarca. Se puede observar que la presencia de flujos torrenciales en el territorio aumenta el IRCAP, y dependiendo de la ubicación lo aumenta en mayor o menor medida.

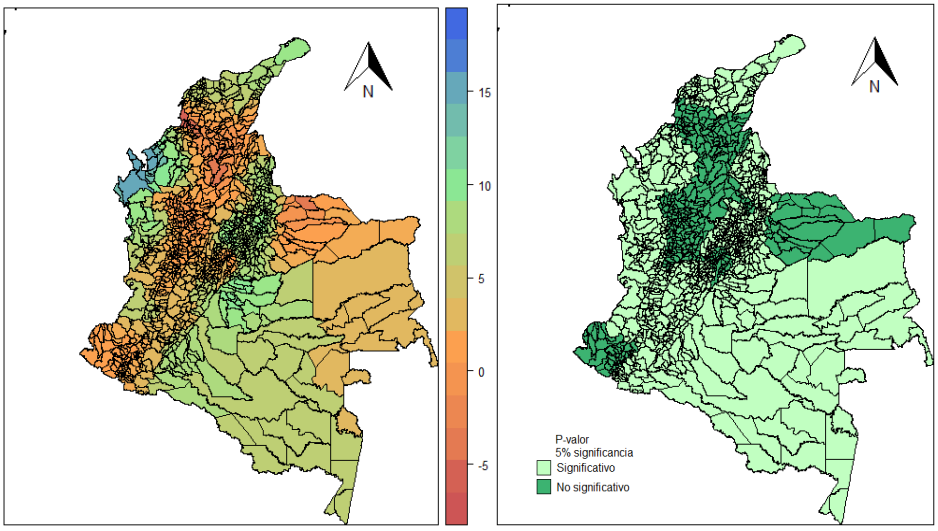


Figura 13. Mapa coeficiente estimado (izquierda) y p-valor de la variable Flujo Torrencial

Siguiendo con el análisis, el coeficiente del Índice de Pobreza Multidimensional Ajustado (IPM) presenta un rango muy amplio desde -12.45 hasta 55.78. La significancia de los municipios se encuentra agrupada en el centro del país y los coeficientes de estos municipios nos indican un aumento del IRCAP cuando el IPM aumenta. Este resultado tiene coherencia debido a que los municipios que presentan mayor IPM son aquellos más vulnerables ante eventos que puedan ocasionar pérdidas. Al igual que flujo torrencial, el aumento del IRCAP depende de la ubicación, por ejemplo, los municipios que se ven más afectados con el aumento del IPM, son aquellos que se encuentran en el Departamento de Cundinarmaca, Boyacá, sur de Santander, Caldas y Tolima.

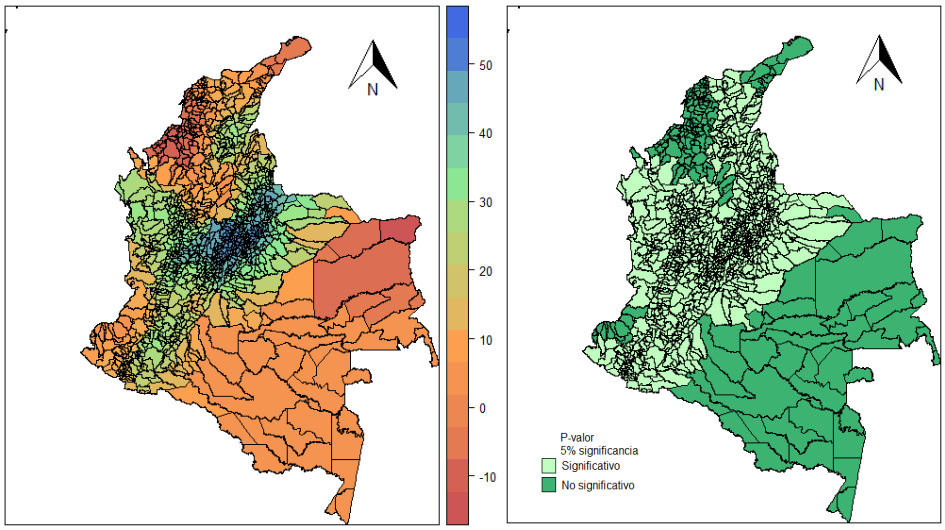


Figura 14. Mapa coeficiente estimado (izquierda) y p-valor (derecha) de la variable IPM ajustado

Respecto a los componentes que integran las capacidades que tiene un territorio para la gestión del riesgo, se tiene el primer componente que es financiero, el cual posee un coeficiente que presenta una variabilidad desde -46.45 hasta 11.18. Los municipios que presentan significancia, pero indican que el IRCAP disminuye cuando aumentan los ingresos tributarios en este, son aquellos que se ubican en la costa Caribe en los departamentos de Córdoba y Sucre, y los que se ubican al surooccidente del país en los departamentos de Caquetá, Putumayo, el suroccidente del Meta y el sur de Cauca. En menor medida también disminuye el IRCAP en los municipios que se ubican en la región de la Orinoquia al oriente del país y en la región Andina, especificando algunos municipios que pertenecen a los departamentos de Boyacá, Cundinamarca, Santander y Antioquia; siendo estos también significativos.

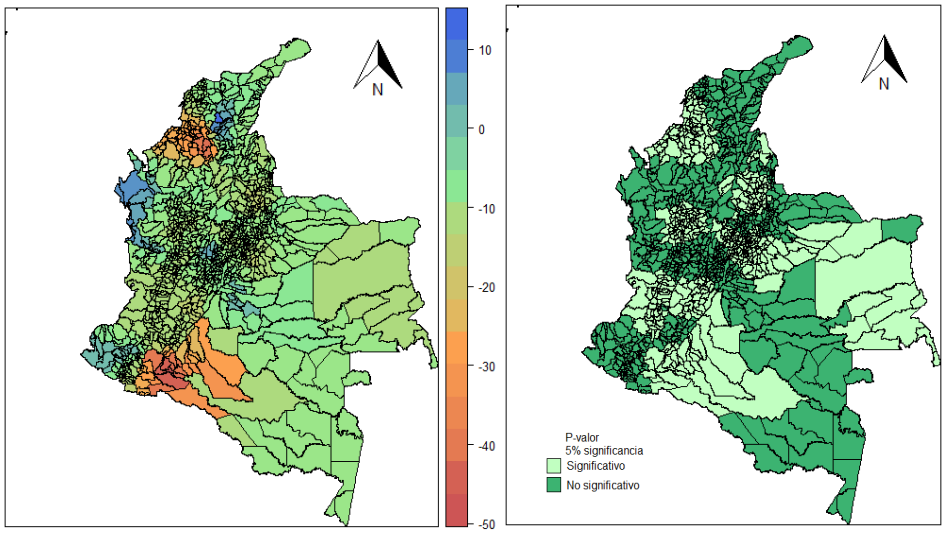


Figura 16. Mapa coeficiente estimado (izquierda) y p-valor (derecha) de la variable Componente Financiero

La dimensión socioeconómica, de la cual se evalúa el porcentaje de población en las cabeceras municipales, el valor agregado y la densidad empresarial de cada uno de los municipios, presenta un coeficiente con un rango desde el -36 hasta el 6.43. Se muestra que las regiones del Caribe y Andina son significativas, al igual que la zona sur de la región Pacífica y occidental de la región de Orinoquia y se evidencia que al existir un aumento en la componente socioeconómica hay una disminución en los valores de la variable dependiente IRCAP. Además, se observa que los municipios de los departamentos de Magdalena, Sucre y Córdoba presentan una disminución del IRCAP en mayor medida, esto también se evidencia en zona occidental del departamento del Cauca.

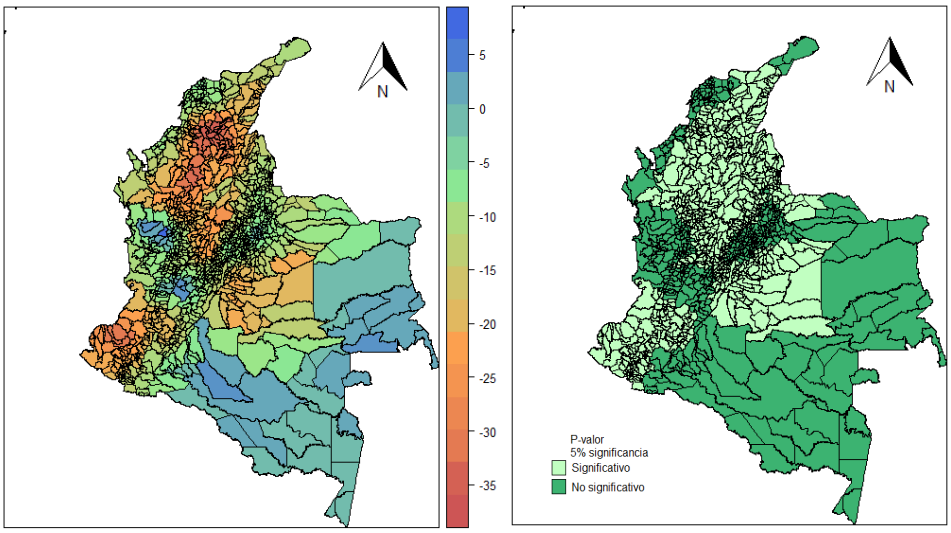


Figura 17. Mapa coeficiente estimado (izquierda) y p-valor (derecha) de la variable Componente Socioeconómico

Para el componente de gestión de riesgo de desastres se tienen en cuenta los instrumentos e inversiones de gestión del riesgo para cada uno de los municipios en donde existe una mayor concentración de municipios significativos, es decir, en la zona centro del país y más específicamente en los departamentos de Cundinamarca, Santander, Meta y Tolima.

Como se observa en la figura 18, cuando se presenta un aumento en la variable independiente, la variable dependiente IRCAP tiende a disminuir, lo que quiere decir que los municipios con una mayor capacidad en instrumentos e inversión para el riesgo, cuentan con un valor menor de índice de riesgo ajustado por capacidades.

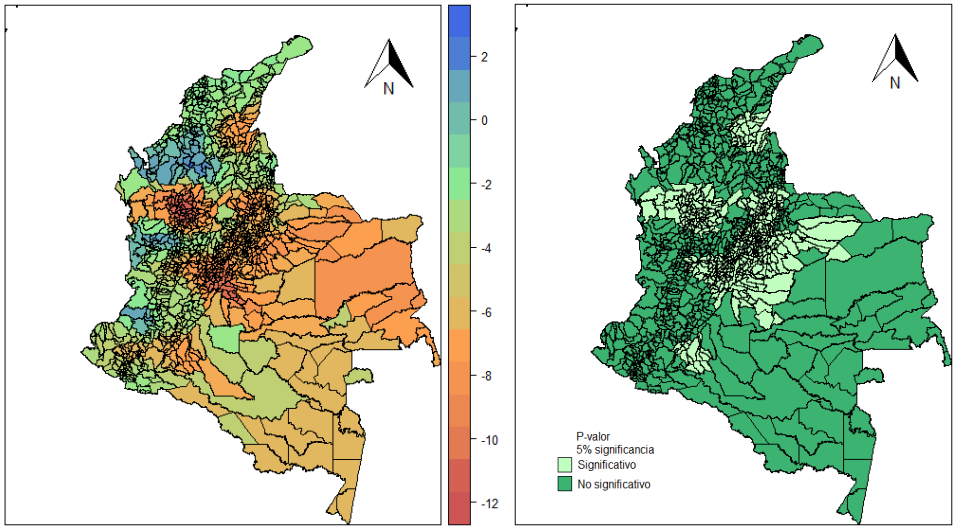


Figura 18. Mapa coeficiente estimado (izquierda) y p-valor (derecha) de la variable Componente de Gestión de Riesgo de Desastres

Finalmente, al realizar estos análisis se pudo observar que las variables no son significativas en la mayoría de los municipios, salvo la variable flujo torrencial (FLUJO_TORR). Esto nos permite especular sobre una posible ineficiencia de la estimación de los modelos para describir IRCAP con las variables exógenas planteadas desde un inicio. También cabe resaltar que la variable que genera mayor aumento del IRCAP es el Índice de Pobreza Multidimensional (IPM_AJUST), sobre la región Andina, y la variable que afecta con una mayor disminución es el componente financiero (C_FINAN), sobre los Departamentos de Sucre y Córdoba

Capítulo 5
Conclusiones y recomendaciones

Al realizar una revisión de la gestión del riesgo sobre el territorio colombiano es evidente que los avances que se han realizado en esta materia no han sido muy significativos. Las estrategias que se han venido planteando en el ordenamiento territorial han sido ineficientes, por lo tanto, no se han logrado los impactos deseados.

Los métodos estadísticos que se usan para la interpretación de datos espaciales, permiten tener una relación espacial entre las causas (variables explicativas) y las consecuencias (variable explicada) ante cualquier fenómeno que ocurra en el territorio, dando la posibilidad de prevención y mitigación del mismo. Estas variables permiten mostrar un diagnóstico de los municipios que se encuentran más afectados por el riesgo y de la capacidad que se tiene para gestionarlo.

Se pudo evidenciar que las ciudades principales tales como Bogotá, Medellín y Barranquilla presentan un índice de riesgo ajustado por capacidades por debajo del 35%, ya que se encuentran menos expuestas respecto al territorio colombiano y cuentan con capacidades que permiten mitigarlo, contrario a municipios como Murindó ubicado en Antioquia y El Tarra en Norte de Santander que presentan un riesgo muy alto (por encima del 80%) debido a que su exposición a la amenaza es alta y no cuentan con capacidades suficientes para prevenirlo.

Para realizar la modelación de la variable IRCAP es importante entender el comportamiento y distribución que presenta este índice en cada uno de los municipios de Colombia. Es evidente que algunos municipios de las regiones Andina, Caribe y Pacífica presentan un riesgo similar, pero la capacidad para mitigarlo varia, es decir, que para entender el comportamiento espacial de la variable respuesta IRCAP, es importante entender cómo se están comportando espacialmente el índice de riesgo que está compuesto por la exposición a la amenaza, la vulnerabilidad y el índice de capacidades. Lo anterior se puede ver claramente en el departamento de Antioquia, en donde se encuentran los municipios con el menor y mayor IRCAP a nivel nacional, con un índice de riesgo similar, pero con capacidades de gestión inequitativas (ver Anexo 1).

Las variables seleccionadas para modelar el índice de riesgo ajustado por capacidades, fueron evaluadas y sometidas a análisis globales, locales y bivariados, en los cuales se evidenció que cuentan con una asociación y autocorrelación espacial. Algunas variables podrían ser tenidas en cuenta para la modelación del índice de riesgo ajustado por capacidades, si este se realiza de manera más local y específica (departamental), como es

el caso de las variables: familias afectadas, viviendas averiadas y viviendas destruidas por algún desastre hidrometeorológico, ya que a nivel nacional no son significativas para el modelo.

Al escoger el modelo general anidado espacial, es posible comparar el comportamiento de las variables independientes escogidas y la variable respuesta IRCAP, mostrando que existe una relación directamente proporcional en los municipios que se encuentran en una zona de amenaza por flujo torrencial y que hay un aumento en el índice de pobreza multidimensional ajustado. Por el contrario, los componentes financiero y socioeconómico, y de gestión del riesgo son inversamente proporcionales con la variable respuesta IRCAP. Aunque el modelo GNS no cumple con los supuestos de normalidad y homocedasticidad, sí corrige la presencia de autocorrelación espacial, además de tener un buen ajuste ya que es significativo al 1% y su variable respuesta es explicada en un 82% aproximadamente por las variables independientes.

Cabe resaltar que es la primera vez que se realiza un estudio teniendo en cuenta modelos espaciales aplicados al riesgo en un ámbito nacional, utilizando en este caso, el índice de riesgo ajustado por capacidades creado por el DNP, así que este modelo es una buena primera aproximación en material de riesgo en Colombia.

El modelo GNS permite tener una mayor claridad del comportamiento del IRCAP a nivel global, pero es más complejo el análisis específico sobre los municipios, ya que no permite tener una visualización que facilite la toma de decisiones a nivel municipal. Por esta razón, se realizó una regresión geográficamente ponderada la cual permite identificar las zonas que están siendo más afectadas por cada una de las variables exógenas, y cómo se comportan a nivel municipal con respecto al IRCAP. De lo anterior, se observa que algunos municipios de los departamentos de Cundinamarca y Boyacá presentaban significancia en la mayoría de las variables, además de tener una bondad de ajuste por encima del 80% aproximadamente, lo que indica que el modelo en esta zona permite describir el IRCAP con las variables planteadas.

También es posible entender el comportamiento de la variable respuesta a nivel municipal, en donde se observa que el riesgo tiende a disminuir cuando el municipio cuenta con capacidades que permiten la gestión del riesgo, y aumenta cuando crece la ocurrencia de eventos y la calidad de vida de los habitantes se ve vulnerada. Lo que permite deducir que Colombia es un país que todavía se encuentra en formación en cuestiones de gestión de riesgo y resulta de vital importancia la inversión en proyectos que establezcan la prevención como obligación para evitar pérdidas sociales y económicas.

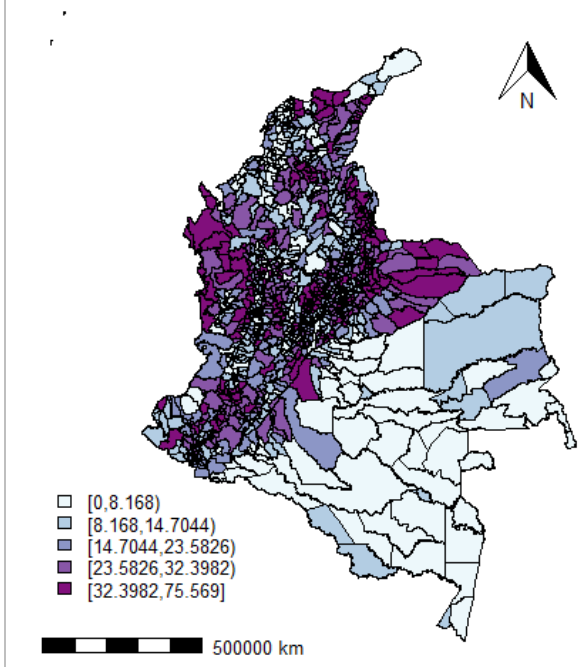
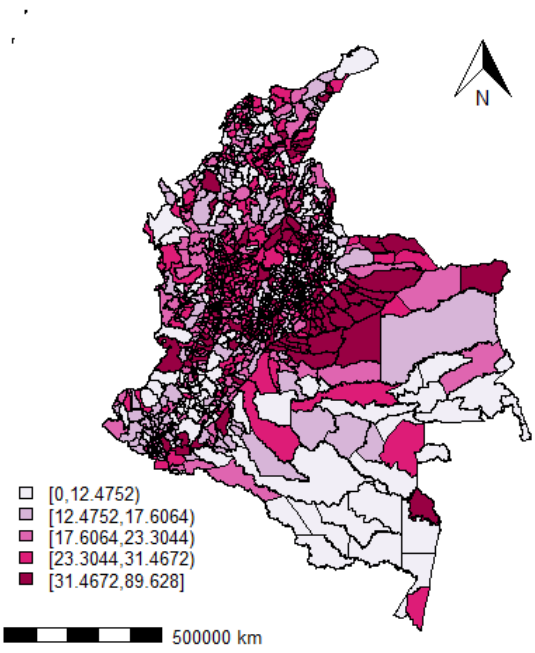
Se recomienda a las entidades que realizan la recolección de información de desastres naturales, tales como la Unidad Nacional para la Gestión de Riesgo de Desastres, que

integren el análisis espacial de los diferentes factores (físicos, sociales, económicos y políticos) los cuales generan pérdidas, para interpretar lo que sucede en el territorio y así crear un diagnóstico del riesgo, además de ajustar las políticas existentes para la gestión del riesgo. Igualmente se debe realizar un análisis espacial a una escala mayor que permita precisar las urgencias que pueden surgir en los municipios que no cuentan con herramientas de apoyo.

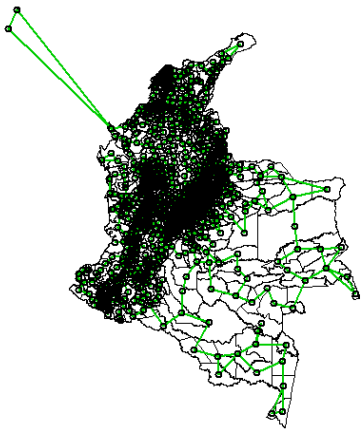
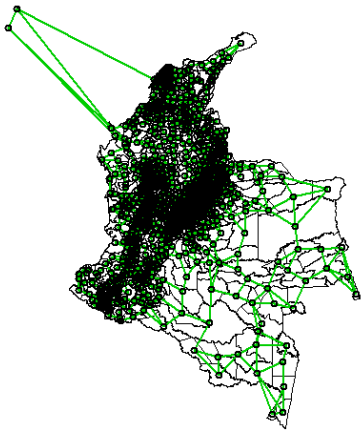
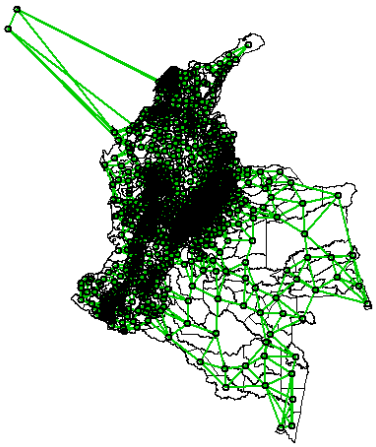
Para trabajos de investigación futuros, se pueden considerar factores que integren componentes hidrológicos/hidráulicos, factores de cambio climático en el análisis de riesgo de inundaciones y factores económicos que involucren a la población.

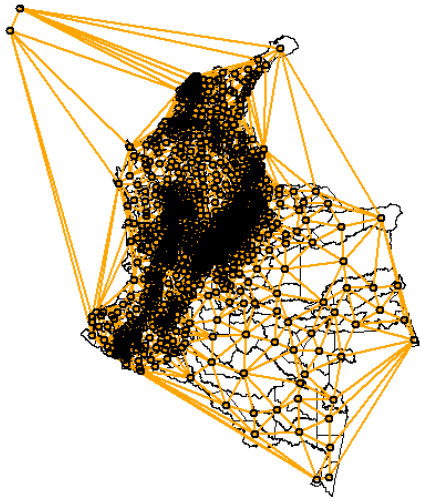
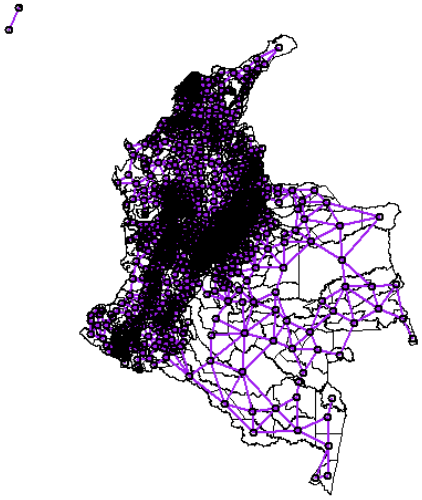
Anexos

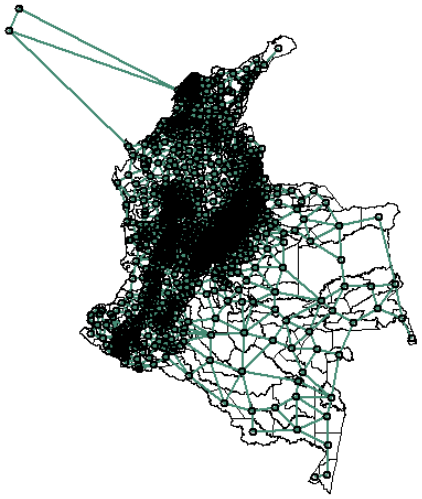
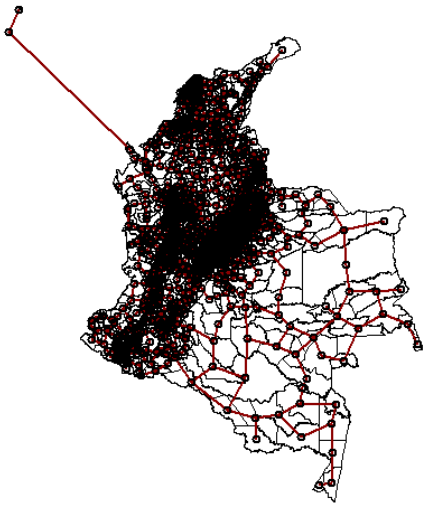
Anexo 1: Mapas de IR e ICAP

Mapa Índice de Riesgo	Mapa Índice de Capacidades
	

Anexo 2: Gráfico de Conexiones de vecindades

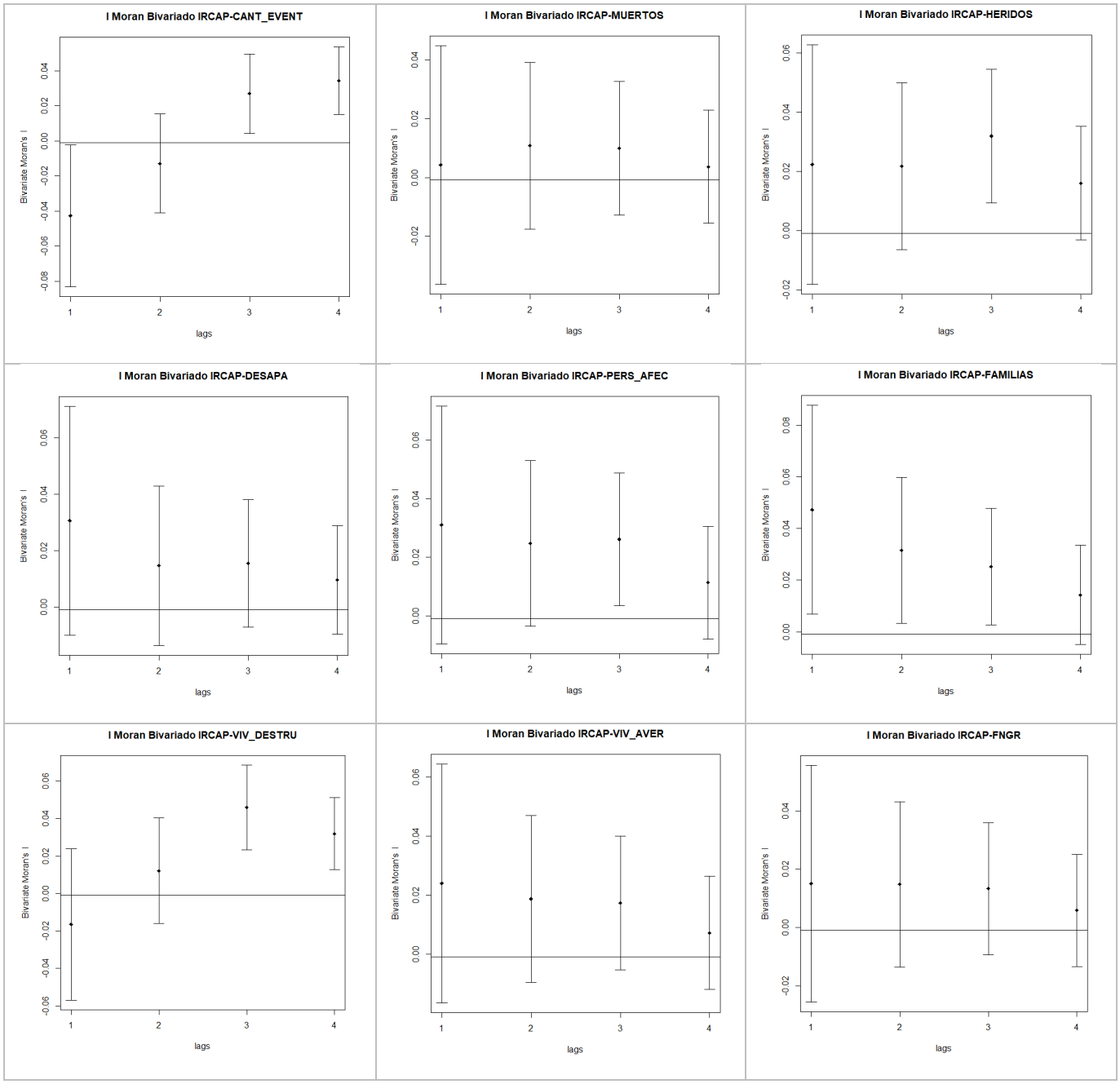
2-vecinos	3-vecinos	4-vecinos
		

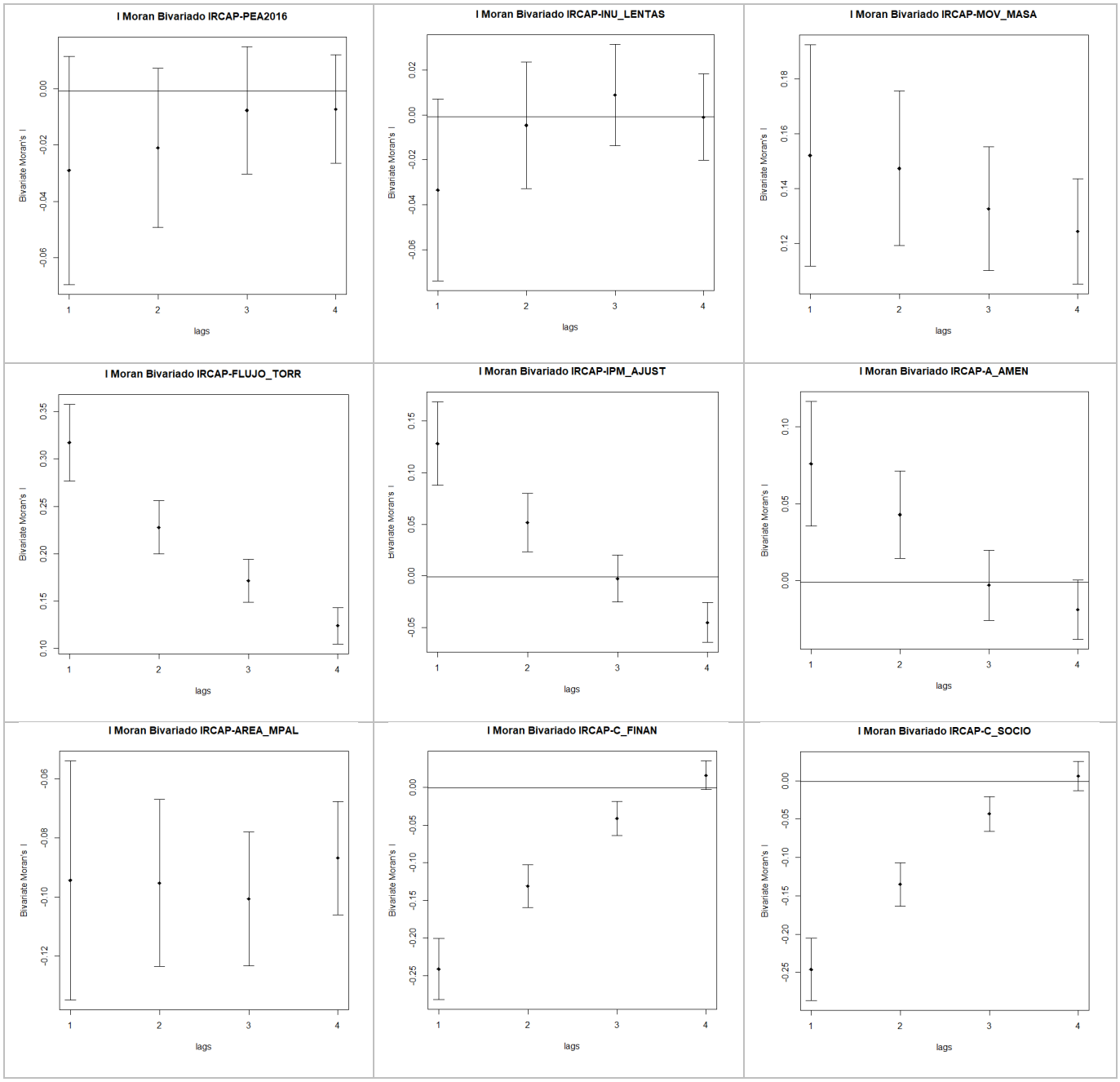
Triangulación Delaunay	Esfera de influencia
	

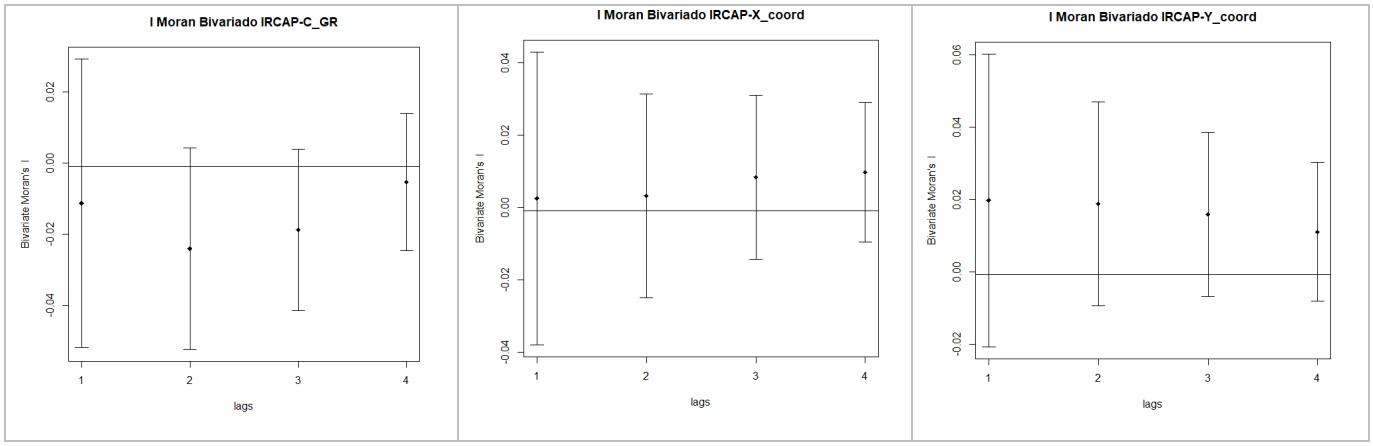
Criterio de Gabriel	Vecinos Relativos
	

Tipo de conexión	Número de enlaces	Porcentaje de Pesos No Nulos	Promedio de enlaces
2 vecino	2248	0.1779359	2
3 vecino	3372	0.2669039	3
4 vecino	4496	0.3558719	4
Triangulación Delaunay	6718	0.5317499	5.976868
Esfera De Influencia	5364	0.4245767	4.772242
Gabriel	5078	0.4019389	4.517794
Vecinos Relativos	3062	0.2423665	2.724199

Anexo 3: Correlogramas Bivariados




I Moran Bivariado IRCAP-PEA2016
I Moran Bivariado IRCAP-INU_LENTAS
I Moran Bivariado IRCAP-MOV_MASA
I Moran Bivariado IRCAP-FLUJO_TORR
I Moran Bivariado IRCAP-IPM_AJUST
I Moran Bivariado IRCAP-A_AMEN
I Moran Bivariado IRCAP-AREA_MPAL
I Moran Bivariado IRCAP-C_FINAN
I Moran Bivariado IRCAP-C_SOCIO
Bivariate Moran's I
lags


I Moran Bivariado IRCAP-C_GR
Bivariate Moran's I
0.02
0.00
-0.02
-0.04
1
2
3
4
lags
I Moran Bivariado IRCAP-X_coord
Bivariate Moran's I
0.04
0.02
0.00
-0.02
-0.04
1
2
3
4
lags
I Moran Bivariado IRCAP-Y_coord
Bivariate Moran's I
0.06
0.04
0.02
0.00
-0.02
1
2
3
4
lags

Lista de referencias

Agencia Colprensa. (2017). Último reporte señala que hay 312 muertos por tragedia en Mocoa. Recuperado el 17 de enero de 2019, de https://www.elpais.com.co/colombia/ultimo-reporte-senala-que-hay-312-muertos-por-tragedia-en-mocoa.htm

Anselin, L. (1988). *Spatial Econometrics: Methods and Models* (Vol. 4). Boston: Kluwer Academic Publisher. http://doi.org/10.1007/978-94-015-7799-1

ArcGIS Desktop. (2017). ArcGIS (10.5)[Software]. Recuperado a partir de https://support.esri.com/es/products/desktop/arcgis-desktop/arcmap/10-5

Bello, O. D. (2017). Desastres, crecimiento económico y respuesta fiscal en los países de América Latina y el Caribe, 1972-2010. *Revista de la CEPAL N° 121*, 7–30.

Bermejo, E. (2014). ¿Que es la Tecnología ArcGIS? Recuperado el 23 de septiembre de 2018, a partir de https://geoinnova.org/blog-territorio/que-es-la-tecnologia-arcgis/?gclid=CjwKCAiAv9riBRANEiwA9Dqv1UdU0qDuNqnm1ZF-HXTH7IwihSWefib_PsfSnYWksxoiq6QT333gOhoCKV0QAvD_BwE

BID. (2010). Indicadores de Riesgo de Desastre y de Gestión de Riesgos: Programa para América Latina y el Caribe: Colombia.

Bohórquez, I. A., & Ceballos, H. V. (2008). Algunos conceptos de la econometría espacial y el análisis exploratorio de datos espaciales. *Ecos de Economía: A Latin American Journal of Applied Economics*, *12*(27), 9–2. Recuperado a partir de http://publicaciones.eafit.edu.co/index.php/ecos-economia/article/view/705

Burt, J. E., Barber, G. M., & Rigby, D. L. (1996). *Elementary statistics for geographers* (2a. ed.). Nueva York: Guilford Press.

Calderon Ramirez, D. R., & Frey, K. (2017). El Ordenamiento Territorial para la Gestión del Riesgo de Desastres Naturales en Colombia. *Territorios*, (36). http://doi.org/10.12804/revistas.urosario.edu.co/territorios/a.4795

Cardona, O. (s/f). Sistema nacional para la prevención y atención de desastres de Colombia, 1–21. Recuperado de http://bases.bireme.br/cgi-bin/wxislind.exe/iah/online/?IsisScript=iah/iah.xis&src=google&base=DESASTRES&lang=p&nextAction=lnk&exprSearch=8388&indexSearch=ID

CEPAL. (2007). Información para la Gestión de Riesgo de Desastres. Estudio de caso de cinco países: Colombia.

Chagas Squarize, L. A. (2018). Econometría Espacial Aula 4 : Modelos Espaciales, 1–74.

Chasco Yrigoyen, C. (2003). *Análisis exploratorio de datos espaciales al servicio del geomarketing 1*. Recuperado de https://dds.cepal.org/infancia/guide-to-estimating-child-poverty/bibliografia/capitulo-IV/Chasco Coro (2009) Análisis exploratorio de datos espaciales al servicio del Geomarketing.pdf

Coburn, A. W., Spence, R. J. ., & Pomonis, A. (1991). Vulnerabilidad y evaluación del Riesgo. Recuperado de http://bases.bireme.br/cgi-bin/wxislind.exe/iah/online/?IsisScript=iah/iah.xis&src=google&base=REPIDISCA&lang=p&nextAction=lnk&exprSearch=92079&indexSearch=ID

Congreso de Colombia. (2012). Ley 1523 de 2012, Por la cual se adopta la política nacional de gestión del riesgo de desastres y se establece el Sistema Nacional de Gestión del Riesgo de Desastres y se dictan otras disposiciones. Recuperado a partir de http://www.dt.co.kr/contents.html?article_no=2012071302010531749001

Desinventar. (s/f). Definiciones en DesInventar., 117–123.

Dray, S., Legendre, P., & PeresNeto, P. R. (2006). Spatial modelling: a comprehensive framework for principal coordinate analysis of neighbour matrices (PCNM). *Ecological Modelling*, *196*(3–4), 483–493. http://doi.org/10.1016/J.ECOLMODEL.2006.02.015

Espada, R., Apan, A., & Mcdougall, K. (2013). Spatial Modelling of Flood Risk and Climate Adaptation Capacity Metrics Using spatial Modelling to Develop Flood Risk and Climate Adaptation Capacity Metrics for Vulnerability Assessments of Urban Community and Critical Water Supply Infrastructure. *ISOCARP Congress 2013*.

Foster, S. A., & Gorr, W. L. (1986). An Adaptive Filter for Estimating Spatially-Varying Parameters: Application to Modeling Police Hours Spent in Response to Calls for Service. *Management Science*, *32*, 878–889. http://doi.org/10.2307/2631768

Fotheringham, A. S., Brunsdon, C., & Charlton, M. (2002). Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships. *John Wiley & Sons*, *28*(4), 660–681. http://doi.org/10.1080/13658816.2013.865739

GeoDa on Github. (s/f) GeoDa (1.6.7)[Software]. Recuperado a partir de https://geodacenter.github.io/download_windows.html

González, T., Molina, D., Silva, V., Moncada, R., Córdoba, J., Noreña, J., & Rodríguez, J. (2012). *Sistema Nacional de Gestión del Riesgo de Desastre.* Recuperado a partir de http://portal.gestiondelriesgo.gov.co/Paginas/Estructura.aspx

Goodchild, M. F. (1987). A Spatial Analytical Perspective on Geographical Information systems. *International Journal of Geographical Information Systems*. http://doi.org/10.1080/02693798708927820

Gutiérrez, J., García, J., & Daniel, O. (2012). Regresión Geográficamente Ponderada (GWR) y Estimación de la Demanda de las Estaciones del Metro de Madrid. *XV Congreso Nacional de Tecnologías de la Información Geográfica*, 1–13. Recuperado a partir de http://www.age-geografia.es/tig/2012_Madrid/ponencia2/GutierrezPuebla_final_par.pdf

Hildreth, C., & Houck, J. P. (1968). Some Estimators for a Linear Model with Random Coefficients. *Journal of the American Statistical Association*, *63*(322), 584. http://doi.org/10.2307/2284029

Hines, W. G. S., & Hines, R. J. O. (1979). The Eberhardt Statistic and the Detection of Nonrandomness of Spatial Point Distributions. *Biometrika*, *66*(1), 73. http://doi.org/10.2307/2335244

Jeong, S., & Yoon, D. K. (2018). Examining Vulnerability Factors to Natural Disasters with a Spatial Autoregressive Model: The Case of South Korea. *Sustainability*, *10*(5), 1–13. Recuperado de https://ideas.repec.org/a/gam/jsusta/v10y2018i5p1651-d148043.html

LeSage, J. P., & P., J. (2008). An Introduction to Spatial Econometrics. *Revue d'économie industrielle*, (123), 19–44. http://doi.org/10.4000/rei.3887

Marin, G., & Modica, M. (2016, octubre). Mapping the exposure to natural disaster losses for Italian municipalities. *SEEDS*. Recuperado de http://www.sustainability-seeds.org/.

Martínez, A. (2018). Colombia Información: Datos Generales ubicación, extensión, límites y más de Colombia. Recuperado el 2 de noviembre de 2018, a partir de https://www.todacolombia.com/informacion-de-colombia/index.html

Martinez, O. F. (s/f). *Monitoreo de Riesgo y Desastres Asociados a Fenómenos Hidrometeorológicos y cambio climático*.

Maskrey, A. (1993). *Los Desastres No Son Naturales*. Recuperado de http://www.desenredando.org/public/libros/1993/ldnsn/LosDesastresNoSonNaturales-1.0.0.pdf

Matos, R., & Salado, M. (2018). El Componente Espacial en la Valoracion de Inmuebles Residenciales: Uso de la Regresión Geográficamente Ponderada, (March).

Mejía, L. F. (2018). Índice Municipal De Riesgo de Desastres de Colombia. *Departamento Nacional de Planeacion*.

Ministerio de Asuntos Exteriores y de Cooperación. (2017). Ficha País República de Colombia, 13. Recuperado a partir de http://www.exteriores.gob.es/Documents/FichasPais/COLOMBIA_FICHA PAIS.pdf

Mora, H. (s/f). Manual del vigilante de seguridad. Recuperado el 30 de abril de 2018, a partir de http://epn.gov.co/elearning/distinguidos/SEGURIDAD/bibliografa.html

Moreno, J. L., & Ordóñez, S. (2009). *Diagramas de Voronoi de alcance limitado*. Universidad Politécnica de Madrid.

Moreno, R., & Vayá, E. (2000). *Técnicas econométricas para el tratamiento de datos espaciales : la econometría espacial*. (Universitad de Barcelona, Ed.).

Moreno, R., & Vayá, E. (2002). Econometría espacial: Nuevas técnicas para el análisis regional. Una aplicación a las regiones europeas. *Investigaciones Regionales*, *1*, 83–106.

OEA. (1993). *Manual Sobre el Manejo de Peligros Naturales en la Planificación para el Desarrollo Regional Integrado*. Washington, D.C. Recuperado de http://www.oas.org/usde/publications/Unit/oea65s/begin.htm

Pérez-Verdín, G., Márquez-Linares, M. A., Cortés-Ortiz, A., & Salmerón-Macías, M. (2013). Análisis espacio-temporal de la ocurrencia de incendios forestales en Durango, México. *Madera Bosques*, *19*(2), 37–58. http://doi.org/10.21829/myb.2007.1311233

Priego de los Santos, J. E., & Porres de la Haza, M. J. (2000). *La triangulación de Delaunay aplicada a los modelos digitales del terreno*. Recuperado de http://www.age-geografia.es/tig/docs/doc1_8.pdf

Quandt, R. E. (1958). The Estimation of the Parameters of a Linear Regression System Obeying Two Separate Regimes. *Journal of the American Statistical Association*, *53*(284), 873. http://doi.org/10.2307/2281957

Quintero, J. (2017). Las otras tragedias por avalanchas en Colombia. Recuperado el 22 de enero de 2019, de http://www.elcolombiano.com/colombia/tragedias-por-inundaciones-y-avalanchas-en-colombia-DY6256849

Quintero Uribe, V. M. (2000). *Evaluación de proyectos sociales construcción de indicadores*. (1998 FES, Ed.) (3a ed.). Fundación para la Educación Superior.

Recuperado de https://books.google.es/books?id=cFIUOgAACAAJ

R. (s/f). R: The R Project for Statistical Computing. R (3.5.2)[Software] Recuperado a partir de https://www.r-project.org/

Sanahuja, H. E. (1999). *El daño y la evaluación del riesgo en América Central: Una propuesta metodológica tomando como caso de estudio a Costa Rica*. Universidad de Costa Rica, Costa Rica. Recuperado de http://www.desenredando.org

Sanchez, J. O. (2016). Gráficos estadísticos para sacar petróleo de tus datos antes de analizar nada - Estadística descriptiva Parte 3 - Conceptos Claros. Recuperado el 12 de diciembre de 2018, a partir de https://conceptosclaros.com/10-graficos-estadisticos-estadistica-descriptiva-3/#_Histograma

Santana, J. S. (2014). El arte de programa en R: un lenguaje para la estadística / Julio Sergioe, 182.

Shapiro, H. (2003). *Shooting stars : drugs, Hollywood and the movies*. *Revista Universitaria de Geografía* (Vol. 18). Serpent's Tail. Recuperado a partir de http://www.scielo.org.ar/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1852-42652009000100002

Sicacha Parada, J. A. (2017). Modelos Econométricos Espaciales: Una Perspectiva Bayesiana. Recuperado el 2 de enero de 2019, a partir de http://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:http://bdigital.unal.edu.co/64499/1/Thesis.pdf

Takane, Y. (1987). Introduction to special section. *Psychometrika*, *52*(3), 316–316. http://doi.org/10.1007/BF02294358

Tobler, W. R. (1970). A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region. *Economic Geography*, *46*, 234. http://doi.org/10.2307/143141

Unesco, Maskrey, A., Chardon, A.-C., González, J. L., Sanchez, F. V., Antonio, J., … Vargas, J. E. (2002). Riesgos Y Vulnerabilidad : Un Enfoque De. *La aplicación de los sistemas de información …*, *33*(15), 1–16. http://doi.org/10.1073/pnas.0703993104

UNGRD. (2012). *Lineas estratégicas y avances en priorización de zonas de intervención*. Bogotá. Recuperado de http://dipecholac.net/docs/files/195-colombia-lineas-estrategicas-y-avances-en-priorizacion-de-zonas-de-intervencion-2012.pdf

UNGRD. (2014). Documento de priorización de líneas estratégicas y zonas de intervención en gestión del riesgo de desastres en Colombia, 37.

UNGRD. (2015). Plan Nacional de Gestión del Riesgo de Desastres. Recuperado a partir de http://portal.gestiondelriesgo.gov.co/Documents/PNGRD-2015-2025-Version-Preliminar.pdf

Yrigoyen, C. C. (2003). *Econometría Espacial Aplica a La Predicción-Extrapolación De Datos Microterritoriales*.