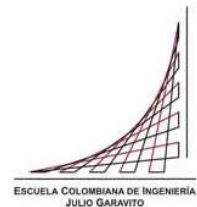


Maestría en Ingeniería Civil

**Análisis Exploratorio de Datos Espaciales de Siniestralidad Vial
por Métodos Gráficos. Caso de Estudio: Carretera Neiva – Espinal
- Girardot**

David Leandro Upegui Pachón

Bogotá, D.C., 01 de junio de 2021



**Análisis Exploratorio de Datos Espaciales de Siniestralidad Vial
por Métodos Gráficos. Caso de Estudio: Carretera Neiva – Espinal
- Girardot**

**Tesis para optar al título de magíster en Ingeniería Civil, con
énfasis en Tránsito y Transporte**

Maritza Cecilia Villamizar Ropero

Director

Bogotá, D.C., 01 de junio de 2021



La tesis de maestría titulada “Análisis Exploratorio de Datos Espaciales de Siniestralidad Vial por Métodos Gráficos. Caso de Estudio: Carretera Neiva – Espinal - Girardot”, presentada por David Leandro Upegui Pachón cumple con los requisitos establecidos para optar al título de Magíster en Ingeniería Civil con énfasis en Tránsito y Transporte

Director de la tesis

Maritza Cecilia Villamizar Ropero

Jurado

Santiago Henao Pérez

Jurado

Alberto Boada Rodríguez

Bogotá, D.C., 9 de julio de 2021

A mi esposa y a mis hijas, por ceder amorosamente noches y fines de semana de nuestro tiempo en familia para que yo cursara mis estudios de maestría, y por aguardar pacientes la culminación de este documento.

A mi mamá, quien nunca se cansó de luchar por sacarnos adelante, e infundir en sus hijos el amor por el estudio.

A la Escuela Colombiana de Ingeniería “Julio Garavito”, por acogerme como estudiante de Maestría en Ingeniería Civil.

A la Ingeniera Maritza Villamizar, por su asesoría permanente y colaboración en pro del desarrollo exitoso de este trabajo.

Glosario

Accidente de Tránsito: Evento involuntario e inesperado generado por al menos un vehículo en movimiento, que causa daños a personas o bienes ubicados en el vehículo o en las vías donde ocurre el hecho.

Análisis Espacial de Datos: Estudio cuantitativo formal de los fenómenos que se manifiestan en el espacio basados en los atributos de los datos.

Análisis Exploratorio de Datos Espaciales: Enfoque dado al análisis espacial de datos mediante el empleo de técnicas, entre otras, gráficas e interactivas a través de software especializado.

ArcGis: Software especializado desarrollado por Esri empleado para recopilar, organizar, administrar, y analizar información geográfica.

Autocorrelación Espacial: Grado de concentración o de dispersión que presentan los valores de una variable en el territorio.

Clúster: Agrupamiento espacial de datos.

Concesiones Viales de Cuarta Generación: Programa de infraestructura vial colombiano para el financiamiento, construcción, operación y reversión de una serie de proyectos viales a lo largo del país, concesionados por la Agencia Nacional de Infraestructura.

Estadística Espacial: Procedimientos empleados en el análisis espacial de datos que permiten describir y modelar distribuciones, patrones, procesos, y relaciones espaciales.

GeoDa: Software de uso libre y de código abierto, que sirve para realizar análisis de datos espaciales.

Geoprocesamiento: Operación y tratamiento de datos geográficos.

Gi* de Getis-Ord: Prueba estadística para la Identificación de puntos calientes y puntos fríos de concentración de datos.

GWR4: Software diseñado para la calibración de modelos de regresión geográficamente ponderada.

IHSDM: Herramienta computacional desarrollada por la Federal Highway Administration para evaluar los impactos en la seguridad vial de diseños de carreteras, o carreteras en operación.

Índice de Moran: Método estadístico empleado para determinar la autocorrelación espacial.

Índice de Peligrosidad por accidentes totales: Indicador que relaciona el número de siniestros ocurridos con el TPD, el periodo de tiempo, y la longitud del tramo analizado.

Índice de Severidad: Indicador empleado para ponderar la severidad de los siniestros ocurridos en un periodo de tiempo, con relación al tránsito, el periodo de tiempo, y la longitud del tramo analizado.

Número de accidentes equivalentes: Forma de ponderación de los accidentes de tránsito que tiene en cuenta la severidad del mismo.

Qgis: Es un software de uso libre para la visualización, gestión, edición y análisis de datos espaciales.

Regresión geográficamente ponderada: Método estadístico empleado para la modelación de relaciones espaciales que considera que los datos presentan autocorrelación espacial y/o variación regional.

ShapeFile: Es un formato de archivo informático desarrollado por la compañía Esri para el almacenamiento de datos espaciales.

Siniestro vial: Palabra empleada para referirse a los Accidentes de Tránsito pero que considera que estos eventos no son involuntarios e inesperados.

Sistema de Información Geográfica: Herramienta computación que permite gestionar, analizar y realizar la modelación de datos geográficos.

Unidad Funcional: Cada uno de los tramos en que fue subdividida la Carretera Neiva – Espinal – Girardot para efectos contractuales.

Abreviaturas

| | |
|----------------|--|
| AE: | Análisis Espacial de Datos |
| AEDE: | Análisis Exploratorio de Datos Espaciales |
| ANI: | Agencia Nacional de Infraestructura |
| ANSV: | Agencia Nacional de Seguridad Vial |
| AT: | Accidente de Tránsito |
| CONPES: | Consejo Nacional de Política Económica y Social |
| DANE: | Departamento Administrativo Nacional de Estadística de Colombia |
| FHWA: | Federal Highway Administration |
| GWR: | Siglas en inglés de Regresión Geográficamente Ponderada |
| IHSDM: | Interactive Highway Safety Design Model |
| IPat: | Índice de Peligrosidad por Accidentes Totales |
| IS: | Índice de Severidad |
| LISA: | Siglas en inglés para Indicadores Locales de Asociación Espacial |
| NAE: | Número de Accidentes Equivalentes |
| OLS: | Siglas en inglés para Mínimos Cuadrados Ordinarios |
| OMS: | Organización Mundial de la Salud |
| PNSV: | Plan Nacional de Seguridad Vial |

SIG: Sistema de Información Geográfica

UF: Unidad Funcional

Resumen

De acuerdo con las cifras publicadas por la Agencia Nacional de Seguridad Vial (ANSV) en su Boletín Estadístico, en Colombia durante el año 2019 producto de accidentes de tránsito fallecieron 6.633 personas y 34.485 resultaron lesionadas. Esta realidad posiciona a nuestro país con una tasa de muertes por cada 100 mil habitantes (13.17), superior que la de naciones como Argentina, Chile, y Perú.

Bajo este contexto, el Plan Nacional de Seguridad Vial (PNSV) 2013-2021 del Gobierno Colombiano, planteó como objetivo general estructurar acciones orientadas a disminuir el número de víctimas fatales por siniestros de tránsito en un 25% para el año 2021, a través de estrategias enfocadas en la infraestructura de las carreteras, aplicando mecanismos como: Implementación de Sistemas de Gestión, elaboración de Auditorías e Inspecciones de Seguridad Vial, evaluación y seguimiento de los índices de accidentalidad, y establecimiento de normatividad y políticas municipales para una infraestructura segura.

Es así como el Análisis Espacial (AE), que puede ser considerado como una de las herramientas contempladas en el PNSV encaminadas a lograr la disminución de los índices de accidentalidad en las carreteras, juega un papel preponderante ya que permite conocer cómo se presentan o distribuyen los siniestros en el territorio, ayuda a identificar donde ocurren posibles concentraciones de estos eventos, y facilita determinar las relaciones espacio – temporales de las variables que intervienen en la ocurrencia de los mismos.

No obstante lo anterior, los AE son usualmente llevados a cabo sobre vías urbanas, principalmente en ciudades capitales, ya que los insumos fundamentales para la elaboración de este tipo de análisis son los datos georreferenciados de los siniestros viales, la información de los usos del suelo junto con la geometría de las áreas en donde ocurren, y las características del tránsito, aspectos que difícilmente se encuentran disponibles en ciudades de menor jerarquía y en carreteras intermunicipales.

Sin embargo, los proyectos concesionados de cuarta generación con que actualmente cuenta el país, han empezado a implementar las estrategias definidas en el PNSV y por lo tanto poseen bases de datos gestionables de accidentes de tránsito, que permiten elaborar Análisis Espaciales como herramienta en pro de la reducción de los índices de

siniestralidad. Uno de estos proyectos es la carretera Neiva – Espinal – Girardot, la cual constituye un corredor de vital importancia para el desarrollo económico, la movilidad y la equidad social del sur del país, y que además cuenta con información georreferenciada de accidentes de tránsito desde el año 2016.

Es por ello que, el objetivo general de este proyecto es realizar el análisis espacial de la siniestralidad en la carretera Neiva – Espinal - Girardot en el periodo comprendido entre el 2017 y el 2019, con el fin de determinar su distribución espacio – temporal, y su relación con los factores físicos y socioeconómicos de la vía. De igual forma, comparar el número de accidentes registrados en el periodo de análisis, con los obtenidos al aplicar la metodología de predicción de accidentes de la Federal Highway Administration de los Estados Unidos (FHWA) para el mismo periodo.

La metodología empleada consiste en aplicar las técnicas del Análisis Exploratorio de Datos Espaciales (AEDE) por medios gráficos haciendo uso del software GeoDa y GWR4. De igual forma, para la aplicación de la metodología de predicción de accidentes de la FHWA, se emplea el software IHSDM el cual cuenta con un módulo de predicción de accidentes de tránsito.

El Análisis Espacial elaborado permitió identificar las zonas de la carretera en que se presentan agrupaciones o concentraciones de accidentes de tránsito, así como las características geométricas del trazado y del territorio que explican este fenómeno. De igual forma, se pudo establecer que la metodología de predicción de accidentes de la FHWA, representa en buena medida la siniestralidad ocurrida en la vía en estudiada.

Índice General

| | |
|--|----|
| 1. Capítulo I – Introducción y Objetivos..... | 19 |
| 1.1. Introducción..... | 19 |
| 1.2. Objetivos | 22 |
| 1.2.1. Objetivo General..... | 22 |
| 1.2.2. Objetivos Específicos | 22 |
| 2. Capítulo II – Marco Teórico..... | 23 |
| 2.1. Análisis Espacial de Datos | 23 |
| 2.1.1. Análisis Exploratorio de Datos Espaciales (AEDE)..... | 24 |
| 2.1.2. Estadística Espacial..... | 24 |
| 2.1.2.1. Medición de las distribuciones espaciales | 25 |
| 2.1.2.2. Medición y análisis de patrones espaciales | 25 |
| 2.1.2.2.1. Medición de la autocorrelación espacial..... | 26 |
| 2.1.2.3. Determinación de las Relaciones Espaciales | 28 |
| 2.1.2.4. Asignación de agrupamientos (Cluters) | 29 |
| 2.1.2.5. Medición de la asociación espacial..... | 30 |
| 2.1.2.5.1. Regresión Ordinaria de Mínimos Cuadrados (OLS)..... | 30 |
| 2.1.2.5.2. Regresión Geográficamente Ponderada (GWR)..... | 32 |
| 2.1.3. Métodos gráficos del AEDE | 34 |
| 2.1.3.1. Métodos de representación de la tendencia espacial global | 34 |

| | | |
|----------|---|----|
| 2.1.3.2. | Análisis exploratorio de la dependencia espacial global | 35 |
| 2.1.3.3. | Métodos de representación de los atípicos espaciales | 36 |
| 2.1.3.4. | Análisis exploratorio de la dependencia espacial local..... | 36 |
| 2.1.4. | Interactive Highway Safety Design Model (IHSDM) | 37 |
| 2.2. | Síntesis de casos de estudio de Análisis Espacial de Datos de Siniestralidad vial | 37 |
| 2.3. | Contexto nacional de la siniestralidad vial..... | 43 |
| 3. | Capítulo III - Metodología..... | 45 |
| 3.1. | Recopilación de la información | 47 |
| 3.1.1. | Siniestros Viales | 47 |
| 3.1.2. | Diseño Geométrico..... | 48 |
| 3.1.3. | Territorio y Usos del Suelo..... | 49 |
| 3.2. | Depuración de los datos | 49 |
| 3.3. | Geoprocesamiento de la Información | 50 |
| 3.3.1. | Siniestralidad..... | 50 |
| 3.3.2. | Diseño Geométrico..... | 51 |
| 3.3.3. | Territorio y Usos del Suelo..... | 55 |
| 3.4. | Análisis Espacial de la Siniestralidad | 60 |
| 3.5. | Predicción de accidentes Metodología FHWA | 60 |
| 4. | Capítulo IV – Resultado y Contribución..... | 62 |
| 4.1. | Contextualización de la siniestralidad en la carretera Neiva - Girardot..... | 62 |

| | | |
|------------|--|-----|
| 4.2. | Análisis Exploratorio de Datos Espaciales por métodos gráficos | 70 |
| 4.2.1. | Distribución Espacial de la Siniestralidad..... | 70 |
| 4.2.2. | Identificación de Atípicos Espaciales | 79 |
| 4.2.3. | Medición de la Autocorrelación Espacial..... | 81 |
| 4.2.4. | Determinación de agrupaciones o Clústeres..... | 83 |
| 4.2.5. | Análisis de la Dependencia Espacial | 87 |
| 4.2.5.1. | Regresión Ordinaria por Mínimos Cuadrados – OLS..... | 92 |
| 4.2.5.1.1. | Total siniestros 2017-2019 | 93 |
| 4.2.5.1.2. | Siniestros con usuario de motocicleta..... | 95 |
| 4.2.5.1.3. | Siniestros con usuario de bicicleta..... | 96 |
| 4.2.5.1.4. | Lesionados por siniestros viales | 97 |
| 4.2.5.2. | Regresión Geográficamente Ponderada (GWR)..... | 100 |
| 4.3. | Predicción de accidentes Metodología FHWA | 103 |
| | Capítulo V – Conclusiones y Recomendaciones..... | 108 |
| | Referencias | 111 |

Índice de Tablas

| | |
|---|----|
| Tabla 1 - Estadísticos OLS | 31 |
| Tabla 2 - Mapas temáticos AEDE | 34 |
| Tabla 3 – Atributos base de datos accidentalidad corredor Neiva - Girardot..... | 48 |

| | |
|---|-----|
| Tabla 4 – Elementos geométricos considerados..... | 52 |
| Tabla 5 – Atributos ShapeFile unidades territoriales - siniestros | 56 |
| Tabla 6 – Atributos ShapeFile de análisis | 58 |
| Tabla 7 - Métodos Gráficos Análisis Exploratorio de Datos Espaciales..... | 60 |
| Tabla 8 – Evaluación inicial coeficientes regresión OLS TOTALSINI | 92 |
| Tabla 9 – Conjunto de variables dependientes y explicativas analizadas..... | 93 |
| Tabla 10 – Diagnóstico regresión OLS siniestros totales 2017-2019 | 93 |
| Tabla 11 – Diagnóstico regresión OLS siniestros usuario de motocicleta 2017-2019 | 95 |
| Tabla 12 – Diagnóstico regresión OLS siniestros con usuario de bicicleta 2017-2019..... | 96 |
| Tabla 13 – Diagnóstico regresión OLS lesionados por siniestros viales 2017-2019..... | 97 |
| Tabla 14 – Variables dependientes y explicativas analizadas regresión GWR..... | 100 |
| Tabla 15 – Comparativo regresión OLS y regresión GWR..... | 102 |
| Tabla 16 – Comparativo choques simples IHSDM - Medido | 104 |
| Tabla 17 – Comparativo choques con lesionados y muertos IHSDM – Medido..... | 105 |
| Tabla 18 - Datos de entrada IHSDM..... | 115 |

Índice de Figuras

| | |
|--|----|
| Figura 1 - Modelación mapa GWR..... | 33 |
| Figura 2 - Diagrama de dispersión de Moran | 36 |
| Figura 3 - Muertos y lesionados siniestros viales en Colombia - 2018 | 44 |
| Figura 4 – Metodología empleada Análisis Espacial Siniestralidad | 45 |

| | |
|---|----|
| Figura 5 - Ubicación carretera Neiva - Girardot..... | 46 |
| Figura 6 – Siniestros georreferenciados corredor Neiva – Espinal - Girardot | 51 |
| Figura 7 – Ejemplo elementos geométricos eje vial | 53 |
| Figura 8 – Creación de polígono a partir de eje vial | 53 |
| Figura 9 – Visualización polígonos en Qgis | 54 |
| Figura 10 – Unidades territoriales corredor vial..... | 56 |
| Figura 11 – Intercepción Usos del Suelo - Geometría..... | 58 |
| Figura 12 – Accidentes Viales 2017 - 2019..... | 62 |
| Figura 13 – Distribución mensual siniestralidad 2017 - 2019 | 63 |
| Figura 14 – Distribución semanal accidentes viales 2017 - 2019 | 63 |
| Figura 15 – Distribución horaria accidentes viales 2017 - 2019 | 64 |
| Figura 16 – Tendencia afectados accidentes viales 2017 - 2019..... | 64 |
| Figura 17 – Número de Accidentes Equivalentes 2017 - 2019..... | 65 |
| Figura 18 – Tipo de siniestro vial 2017 - 2019 | 65 |
| Figura 19 – Tipo de siniestro vial por unidad funcional 2017 – 2019..... | 67 |
| Figura 20 – Lesionados por tipo de siniestro vial 2017 - 2019..... | 67 |
| Figura 21 – Víctimas mortales por tipo de siniestro vial 2017 - 2019..... | 67 |
| Figura 22 – Índice de Peligrosidad por unidad funcional 2017 – 2019 | 68 |
| Figura 23 – Afectados por siniestros viales en unidades funcionales 2017 – 2019 | 69 |
| Figura 24 – Índice de Severidad por unidad funcional 2017 – 2019..... | 69 |

| | |
|---|----|
| Figura 25 – Distribución total accidentes 2017 – 2019..... | 71 |
| Figura 26 – Comparativo distribución accidentes totales 2017 – 2019..... | 72 |
| Figura 27 –Distribución muertes por accidentes 2017 – 2019..... | 73 |
| Figura 28 –Distribución atropellos 2017 – 2019 | 74 |
| Figura 29 – Comparativo distribución atropellos 2017 – 2019..... | 74 |
| Figura 30 – Distribución siniestros usuarios bicicleta 2017 – 2019..... | 75 |
| Figura 31 – Comparativo distribución siniestros usuarios bicicleta 2017 – 2019 | 75 |
| Figura 32 – Distribución siniestros usuarios motocicleta 2017 – 2019 | 76 |
| Figura 33 – Comparativo distribución siniestros usuarios motocicleta 2017 – 2019 | 77 |
| Figura 34 – Distribución colisiones vehiculares 2017 – 2019 | 78 |
| Figura 35 – Distribución salidas de calzada 2017 – 2019 | 78 |
| Figura 36 – Mapa y Diagrama de cajas total siniestralidad 2017 – 2019..... | 80 |
| Figura 37 – Diagrama dispersión de Moran total siniestralidad 2017 – 2019 | 82 |
| Figura 38 – Mapa Moran Local Univariante total siniestros 2017 – 2019 | 84 |
| Figura 39 – Mapa significancia Moran Local Univariante total siniestros 2017 – 2019 | 84 |
| Figura 40 – Mapa Moran Local Univariante siniestros geometría 2017 – 2019 | 86 |
| Figura 41 – Mapa significancia Moran Local Univariante siniestros geometría 2017 – 2019 | 86 |
| Figura 42 – Diagramas de dispersión siniestros - Geometría 2017 – 2019 | 88 |
| Figura 43 – Diagramas de dispersión siniestros curvas - Geometría 2017 – 2019..... | 89 |
| Figura 44 – Diagramas de dispersión total siniestros usos del suelo TPD 2017 – 2019... | 90 |

| | |
|---|-----|
| Figura 45 – Diagramas de dispersión usuario motocicleta suelo TPD 2017 – 2019 | 91 |
| Figura 46 – Diagramas de dispersión usuario bicicleta suelo TPD 2017 – 2019 | 91 |
| Figura 47 – Diagramas de dispersión lesionados TPD 2017 – 2019 | 91 |
| Figura 48 – Indicadores regresión OLS total siniestros 2017-2019 | 94 |
| Figura 49 – Distribución residuales total siniestros 2017-2019..... | 99 |
| Figura 50 – Resultado regresión GWR software GWR4.0 | 102 |
| Figura 51 – Ejemplo resultado estimación accidentalidad software IHSDM | 104 |
| Figura 52 – Comparativo choques simples IHSDM - Medido | 105 |
| Figura 53 – Comparativo choques con lesionados y muertos IHSDM - Medido | 106 |
| Figura 54 – Ecuación regresión choques simples IHSDM - Medido..... | 106 |
| Figura 55 – Ecuación regresión choques con muertos y heridos IHSDM - Medido | 107 |

Índice de Anexos

| | |
|----------------------|-----|
| Anexo 1 | 114 |
|----------------------|-----|

Capítulo I

1.1. Introducción

En Colombia, según cifras publicadas por la Agencia Nacional de Seguridad Vial (ANSV) en su Boletín Estadístico, durante el año 2019 como consecuencia de los accidentes de tránsito ocurridos perdieron la vida 6.633 personas y 34.485 resultaron lesionadas; En términos de género, producto de estos sucesos fallecen aproximadamente 4.5 hombres por cada mujer, y a su vez, el grupo etario de adultos jóvenes fue el más afectado con un 35.26% del total de muertes en el año.

Resulta especialmente preocupante que, las principales víctimas de los siniestros viales son los llamados usuarios vulnerables, representados por los peatones, ciclistas, los motociclistas; De acuerdo con las estadísticas de la ANSV, en el 2019 el 83.4% de los fallecidos corresponde a esta población, siendo los usuarios de motocicleta los que más registran víctimas mortales con un 52.1% del total reportado.

A nivel territorial, con relación a las cifras del 2018, los departamentos que tuvieron mayor reducción de muertes por accidentes de tránsito fueron Cesar, Caldas, y Tolima. Por otro lado, los que registraron aumentos importantes en sus índices fueron Antioquia, Cundinamarca, y Norte de Santander.

En el contexto internacional, la tasa de muertes por cada 100 mil habitantes de Colombia (13.17), resulta superior que la de países como Argentina, Chile, y Perú; Adicionalmente, pese a que nuestro país cuenta con una tasa inferior a la promedio para la Región de las Américas, tiene cifras bastante superiores a la europea y australiana. (World Health Organization, 2018).

Es por ello que el Gobierno Colombiano, en el Plan Nacional de Seguridad Vial (PNSV) 2013-2021, planteó como objetivo general formular acciones orientadas a disminuir el número de víctimas fatales consecuencia de siniestros de tránsito en un 25% para el 2021, a través de estrategias enfocadas en la infraestructura de las carreteras, aplicando mecanismos como: Implementación de Sistemas de Gestión, elaboración de Auditorías e Inspecciones de Seguridad Vial, evaluación y seguimiento de los índices de accidentalidad,

y el establecimiento de normatividad, y políticas municipales para una infraestructura segura.

En cumplimiento de lo anterior, las Concesiones Viales de Cuarta Generación han involucrado una serie de herramientas en los contratos con el fin de lograr los objetivos del PNSV, entre las que se destacan la adopción de Sistemas de Gestión encaminados a la identificación, evaluación y priorización de las amenazas que afecten la seguridad de los usuarios, y el monitoreo del comportamiento del tránsito en las vías.

Una de estas concesiones es la Iniciativa Privada Neiva – Espinal – Girardot, la cual, de acuerdo con el documento CONPES 3820 de 2014 (que tiene como objetivo el presentar al Consejo Nacional de Política Económica y Social las características generales de los ocho proyectos de la Segunda Ola del Programa de Cuarta Generación de Concesiones Viales), está encaminada a impulsar la competitividad de la economía local, con el fin de acelerar el crecimiento económico y mejorar la calidad de vida de la población a través de una infraestructura óptima, moderna, y segura.

Como parte de las herramientas definidas en el PNSV tendientes a reducir los índices de la accidentalidad en las carreteras, que han sido incorporadas en las Concesiones de Cuarta Generación, el análisis espacial juega un papel preponderante ya que permite conocer cómo se presenta o distribuye la siniestralidad en el territorio, ayuda a identificar donde suceden posibles concentraciones de estos eventos, y facilita hallar las relaciones espacio – temporales de las variables que intervienen en la ocurrencia de los mismos.

No obstante, a pesar de los avances incorporados en estos contratos de concesión, no existe en el país lineamientos y/o disposiciones institucionales que establezcan el análisis espacial en las carreteras nacionales como herramienta para la identificación de sectores con altos índices de accidentalidad, y para hallar las relaciones existentes entre los siniestros y las condiciones de tiempo y lugar.

Dada la importancia del corredor vial Neiva – Espinal – Girardot para el desarrollo económico, la movilidad y la equidad social del país, y que dicho proyecto cuenta con una base de datos de información georreferenciada de accidentes de tránsito desde el año 2016, es posible realizar el análisis espacial de la siniestralidad sobre este corredor,

generando con ello nuevo conocimiento en la implementación de herramientas analíticas en pro de determinar las condiciones multicausales en que se presenta la siniestralidad vial, las cuales servirán para producir soluciones de infraestructuras más seguras.

De esta manera, el objetivo general del proyecto se concentra en realizar el análisis espacial de la siniestralidad en el corredor Neiva –Espinal - Girardot para el periodo comprendido entre el 2017 y 2019, con el fin de determinar su distribución espacio – temporal y la relación con los factores físicos y socioeconómicos de la carretera, comprobando de esta manera la hipótesis de que los accidentes de tránsito no obedecen exclusivamente a eventos aleatorios sino que se presentan en concentraciones o agrupamientos, y que además, se relacionan con las características del entorno en que se emplaza la vía.

En el primer capítulo de este documento se presenta el marco teórico relacionado con el Análisis Espacial, partiendo de las definiciones conceptuales las cuales son necesarias conocer de manera previa, para posteriormente presentar la síntesis de una serie de artículos de investigación publicados en torno a este problema de investigación, describiendo las metodologías usadas, y las principales conclusiones encontradas.

En el segundo capítulo se describe la metodología empleada para realizar el Análisis Espacial de la siniestralidad, y se informa acerca de la fuente de la cual se obtuvieron los datos usados en el presente trabajo.

En el capítulo tercero se aplica la metodología propuesta a los datos recolectados con el fin de desarrollar el objetivo general y los objetivos específicos del proyecto, realizando de esta manera el análisis espacial de la siniestralidad vial del corredor Neiva – Espinal – Girardot.

Finalmente, en el cuarto capítulo se muestran las conclusiones de los hallazgos obtenidos del análisis realizado.

El Análisis Espacial de la siniestralidad llevado a cabo, permitió identificar las zonas de la carretera en que se presentan agrupamientos o concentraciones de accidentes de tránsito, así como las características geométricas del trazado y del territorio que explican este fenómeno. De igual forma, se pudo establecer que la metodología de predicción de accidentes de la Federal Highway Administration (FHWA), representa en buena medida la siniestralidad ocurrida en la vía en estudiada.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo General

Realizar el análisis espacial de la siniestralidad vial en corredor vial Neiva – Espinal - Girardot por métodos gráficos, con el fin de determinar su distribución espacio – temporal y la relación con los factores físicos y socioeconómicos de la carretera.

1.2.2. Objetivos Específicos

- Identificar las distribuciones espaciales de la siniestralidad vial del corredor Neiva – Espinal - Girardot.
- Determinar la autocorrelación espacial de la siniestralidad vial del corredor Neiva – Espinal - Girardot.
- Realizar la modelación de las relaciones espaciales de la siniestralidad vial del corredor Neiva – Espinal - Girardot.
- Comparar el número de accidentes de tránsito ocurridos en la carretera Neiva – Espinal – Girardot, con los resultados de la aplicación del módulo de predicción de accidentes de la Federal Highway Administration (FHWA).

Capítulo II

Marco Teórico

En este capítulo se presentan los conceptos que son necesarios conocer acerca del Análisis Espacial, abarcando aspectos como el Análisis Espacial de Datos, el Análisis Exploratorio de Datos Espaciales, el Análisis Exploratorio Gráfico de Datos Espaciales, y nociones de Estadística Espacial.

Así mismo, se realiza una breve descripción de la metodología de predicción de accidentes de tránsito desarrollada por la Federal Highway Administration (FHWA), la cual es aplicada mediante el software Interactive Highway Safety Design Model (IHSDM), producido por esta institución.

Posteriormente, como resultado de la recopilación bibliográfica llevada a cabo en el marco del presente trabajo, se enseña la síntesis de algunos casos de estudio de análisis espacial de siniestros viales adelantados por diferentes autores, que incluye la descripción general, las metodologías empleadas, y los aportes realizados.

2.1. Análisis Espacial de Datos

De acuerdo con Anselin (1989), podría definirse que el análisis espacial es el estudio cuantitativo realizado de manera formal de los fenómenos que se manifiestan en el espacio, basado en los atributos de los datos como la localización, el área, la distancia, y la interacción entre los mismos.

Por su parte Olaya (2014), indica que no debe entenderse el Análisis Espacial de Datos como complejos algoritmos, sino como un conjunto de procesos que permiten explotar la información de estos. Indica, de igual forma, que el resultado de los procesos pueden ser capas de datos geográficos, tablas de datos, y escalares o vectores.

En este mismo sentido Esri (2010), destaca que a través del análisis espacial se permiten resolver problemas de los datos relacionados con la ubicación, con los patrones, con la evaluación de tendencias, y realizar toma de decisiones.

2.1.1. Análisis Exploratorio de Datos Espaciales (AEDE)

Uno de los enfoques que se le puede dar al análisis de datos espaciales es el Análisis Exploratorio el cual emplea técnicas, entre otras, gráficas e interactivas que tienen por objetivo identificar patrones sin necesidad de emplear modelos estadísticos rigurosamente especificados. La información que se puede obtener de estos mapas es básicamente la disposición espacial de las variables analizadas y su relación con otros atributos. (Kemp et al., 2008).

Sobre este mismo aspecto, según Cerquera (2015), el Análisis Exploratorio de Datos Espaciales (AEDE) permite visualizar y describir las distribuciones de los datos analizados, detectar localizaciones atípicas en estos, observar la presencia de asociaciones y/o agrupamientos, e identificar estructuras o heterogeneidad espacial.

En línea con lo anterior, Haining et al., (2000) como se citó en Chasco (2009), indica que el AEDE permite realizar lo que podría llamarse la “visualización científica” de datos por medio de la combinación de técnicas de estadística espacial y métodos gráficos, que van más allá de la simple representación de los datos en mapas o gráficos, siendo fundamental para ello el empleo de softwares especializados.

2.1.2. Estadística Espacial

La estadística espacial hace parte de la gama de procedimientos analíticos empleados en el tratamiento de datos. Con ayuda de softwares especializados tipo Sistema de Información Geográfica (SIG), esta herramienta permite describir y modelar distribuciones, patrones, procesos, y relaciones espaciales. Pese a que los métodos de estadística espacial pueden tener características similares a la estadística tradicional, la primera fue desarrollada específicamente para ser usada con datos geográficos al incorporar en el análisis elementos como el área, la longitud, la proximidad entre datos, la orientación y las interrelaciones entre los mismos. (Kemp et al., 2008).

Los datos analizados por la estadística espacial están categorizados en tres grandes áreas: datos geoestadísticos, datos de áreas o Lattices, y datos de patrones de puntos.

De acuerdo con Martínez (2018), se trabaja desde la perspectiva Geoestadística cuando los datos a ser analizados pueden ser observados desde cualquier posición en el espacio euclideo, y cualquier localización del espacio estudiado se puede seleccionar para medir en ella una variable. Tiene aplicación en la Ingeniería de minas y la geología.

Los datos en áreas o Lattices se presentan cuando el conjunto de posiciones en que se puede observar la respuesta es discreto. Estos datos se corresponden con divisiones en regiones del espacio total, donde cada división se comporta como una observación única. Tiene amplia aplicación en estudios socioeconómicos, epidemiología, etc.

Finalmente, el contexto de los patrones de puntos surge cuando la variable que es de interés analizar es la ubicación de los eventos. Suele responder a preguntas como si el patrón se presenta de manera aleatoria en el espacio o en agrupaciones. Presenta amplio uso en industrias como la forestal para el estudio de patrones de bosques y la ocurrencia de incendios. (Cressie, 1993).

2.1.2.1. Medición de las distribuciones espaciales

Existe una serie de estadísticas espaciales que son de naturaleza descriptiva, y tienen como objeto resumir las características relevantes de cómo se distribuye un fenómeno en un territorio. En este sentido, el centro medio y la medición de la desviación estándar de los datos analizados proporcionan información acerca de la tendencia central de la distribución espacial, y sobre la dispersión y orientación de dicha distribución. (Kemp et al., 2008).

2.1.2.2. Medición y análisis de patrones espaciales

De acuerdo con Cerquera (2015), a través de los métodos de análisis de patrones es posible establecer si los eventos que son estudiados se encuentran o no formando agrupamientos.

Algunas de las técnicas empleadas para el análisis de patrones según Esri (2010) son las siguientes:

- **Vecino más cercano promedio:** Esta herramienta mide la distancia entre el centroide de cada característica y la ubicación del centroide de su vecino más cercano.
- **Agrupamiento alto/bajo (Getis-Ord General G):** La herramienta de agrupamiento alto/bajo mide la concentración de valores altos o bajos para un área de estudio determinada.
- **Análisis de clústeres espaciales multidistancia (Función K de Ripley):** Determina si las características, o los valores asociados a las características, presentan una agrupación o dispersión estadísticamente significativa en un rango de distancias.
- **Autocorrelación espacial (índice Global de Moran):** Mide la autocorrelación espacial basada en las ubicaciones de las características y los valores de los atributos utilizando el estadístico I de Moran global.

A continuación se realiza una descripción un poco más amplia de la medición de la autocorrelación espacial a través del Índice Global de Moran.

2.1.2.2.1. Medición de la autocorrelación espacial

De acuerdo con Goodchild (1987) como se citó en Vilalta (2005), la autocorrelación o dependencia espacial, puede ser definida como el grado de concentración o de dispersión de los valores de una variable en el espacio analizado. Se puede decir que es una medida de como los atributos de un elemento son similares a los de otro elemento en unidades geográficas próximas.

En este mismo sentido, la dependencia espacial se genera cuando *“el valor de la variable dependiente en una unidad espacial es parcialmente función del valor de la misma variable en unidades vecinas”* (Flint, Harrower y Edsall, 2000).

De acuerdo con Siabato y Guzman (2019), la diferencia fundamental que existe entre la autocorrelación y la correlación, es que la esencia de la

autocorrelación es analizar la variabilidad de un fenómeno a través del espacio geográfico para determinar patrones espaciales y describir su comportamiento, mientras que la correlación se encarga de identificar el grado de asociación que existe entre dos o más variables que se manifiestan en el mismo marco geográfico.

El método más antiguo y que típicamente se ha empleado para determinar la presencia de autocorrelación espacial es el coeficiente I de Moran global, que puede presentar un rango de entre +1 y -1. Cuando toma un valor de +1 se presenta una autocorrelación positiva perfecta (concentración), y -1 significa una autocorrelación negativa perfecta (dispersión). (Vilalta 2005).

De acuerdo con Cerquera (2015), el Índice de Moran Global es una estadística deductiva, y por tanto, los análisis del resultado deben realizarse en el contexto de la hipótesis nula, la cual establece que el atributo en observación se distribuye de manera aleatoria en el espacio estudiado. En este contexto, el índice debe ser calculado junto con la puntuación z_i la cual representa la significación estadística del valor obtenido. Si el puntaje de z_i se encuentra fuera de la significación deseada, la hipótesis nula puede ser rechazada.

La formulación del Índice de Moran es la siguiente:

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{i,j} z_i z_j}{S_0 \sum_{i=1}^n z_i^2}$$

Donde:

n = Número total de eventos.

z_i = Desviación de un atributo para la característica i desde su media ($x_i - \bar{X}$).

w_{ij} = Peso espacial entre características i y j .

S_o = Suma de todos los pesos espaciales.

$$S_o = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}$$

La puntuación z_i para la estadística se calcula como:

$$z_I = \frac{I - E[I]}{\sqrt{V[I]}}$$

Donde:

$$E[I] = -1/(n - 1)$$

$$V[I] = E[I^2] - E[I]^2$$

$E[I]$ = Valor esperado del Índice de Moran

$V[I]$ = Valor observado del Índice de Moran

Fuente: Tomado de Esri (2010).

2.1.2.3. Determinación de las Relaciones Espaciales

Las relaciones espaciales entre entidades son incluidas formalmente por muchos de los métodos de análisis mediante los denominados pesos espaciales que regularmente son organizados en formato de una matriz. A través de las matrices de pesos espaciales pueden cuantificarse las relaciones entre características de conjuntos de datos, o la forma en que se conceptualizan las mismas. Regularmente, los métodos empleados para construir estos pesos son: la distancia inversa, el tiempo de viaje, la distancia fija, los K vecinos más cercanos y la contigüidad. (Kemp et al., 2008).

Según Celemín (2009), la mayoría de los análisis espaciales emplean las relaciones espaciales de vecinos cercanos y la contigüidad. Al considerar que las áreas objeto de análisis son cuadradas o rectangulares, en cada lado del elemento habrá al menos 4 vecinos que comparten el borde (como los movimientos de las fichas en un tablero de ajedrez), y 8 vecinos al tener en cuenta los puntos de los vértices del elemento. La contigüidad que considera los cuatro elementos que comparten el borde se denomina contigüidad tipo Rook (torre). Si se toman en cuenta los ocho vecinos se denomina contigüidad

tipo Queen (Reina) y si únicamente se contemplan los vecinos del vértice se denomina contigüidad tipo Bishop (alfil).

2.1.2.4. Asignación de agrupamientos (Clusters)

De acuerdo con Steenberghen et al. (2004) como se citó en Cerquera (2015), ocurre agrupamiento espacial de datos “*Cuando se presenta un exceso estadísticamente significativo en la incidencia en un determinado lugar más allá de lo esperado*”. El análisis de clústeres permite la visualización de las ubicaciones y la extensión del grupo o los grupos que se presentan con el análisis de los datos espaciales.

Se puede decir que la autocorrelación espacial global se centra en responder a la pregunta “¿Existe una agrupación espacial de las características o de los valores asociados a las características geográficas?”, y los análisis de Clústeres a “¿Dónde hay una agrupación espacial?”. (Kemp et al., 2008).

La información obtenida acerca de donde y como se presentan los grupos o agrupaciones espaciales, puede ser de gran relevancia cuando se analizan las causas de ocurrencia de los mismos. Mediante las técnicas empleadas para la asignación de agrupamientos espaciales, es posible visualizar las ubicaciones y la extensión de estos. (Cerquera, 2015).

Algunas de las técnicas de asignación de grupos se relacionan a continuación (Esri, 2010):

- Análisis de clústers y de valor atípico (I Anselin local de Moran): A partir de un conjunto de entidades ponderadas y empleando el índice I Anselin local de Moran, identifica puntos calientes, puntos fríos y valores atípicos espaciales estadísticamente significativos.
- Análisis de puntos calientes (G_i^* de Getis-Ord): Haciendo uso del índice G_i^* de Getis-Ord identifica puntos calientes y puntos fríos estadísticamente significativos.

2.1.2.5. Medición de la asociación espacial

De acuerdo con Kemp et al., (2008), si como parte del análisis realizado en torno a un grupo de datos geográficos se desea probar la hipótesis de que el número de casos de un fenómeno dado aumenta a medida que otro también lo hace, esto se puede llevar a cabo por medio de las estadísticas de regresión espacial, las cuales se emplean para evaluar las relaciones espaciales y desarrollar modelos de predicción.

Para realizar las modelaciones de las relaciones espaciales entre variables puede emplearse, entre otras, las técnicas de Regresión Ordinaria de Mínimos Cuadrados (OLS), y la Regresión Geográficamente Ponderada (GWR). A continuación se presenta una descripción de cada una de ellas:

2.1.2.5.1. Regresión Ordinaria de Mínimos Cuadrados (OLS)

La regresión lineal por mínimos cuadrados es una de las metodologías más empleadas en las ciencias sociales. Este tipo de regresión tiene, entre otros, como supuestos que los datos analizados están libres de autocorrelación y variación espacial, entendiéndose que esta última, se presenta cuando un fenómeno analizado cambia de comportamiento de una zona a otra. (Kemp et al., 2008).

La regresión OLS se considera como un punto de partida adecuado para realizar análisis de regresión espacial, ya que mediante este proceso se puede obtener un modelo global del fenómeno en estudio, proporcionando una ecuación que representa el modelo. (Esri, 2010).

La ecuación de regresión es una fórmula matemática que a través de las variables explicativas intenta describir la variable dependiente. Como se ha indicado anteriormente, este modelo no tiene en cuenta las variables espaciales. La ecuación también incluye, para cada variable explicativa un coeficiente de regresión que pondera la magnitud y el signo de la relación que tiene esta con la variable dependiente. La forma de la ecuación de regresión OLS se muestra a continuación:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots \beta_n X_n + \varepsilon$$

Donde,

Y = Variable independiente. Representa el modelo o fenómeno que se intenta entender.

X = Variable explicativa o dependiente. Se emplea para modelar la variable dependiente.

$\beta_{0\dots n}$ = Coeficientes de regresión. Representan la magnitud y el tipo de relación que tiene la variable explicativa con la variable dependiente.

Los coeficientes de regresión pueden adoptar valores positivos (relación directa entre la variable y el fenómeno analizado), valores negativos (relación inversa entre la variable y el fenómeno), y adopta un valor de 0 cuando las relaciones entre las variables x y son débiles.

β_0 = Intercepción de la regresión. Indica el valor de la variable independiente cuando las variables explicativas son 0.

ε = Error aleatorio / residuales. Representa la parte no explicada de la variable dependiente.

En la Tabla 1 se presentan los indicadores estadísticos empleados para evaluar un modelo de regresión OLS en herramientas computacionales como Arcgis, Geoda o GWR.

Tabla 1 - Estadísticos OLS

| ASPECTO | ESTADÍSTICO | CONDICIÓN |
|---------------------------------------|--|---|
| Evaluación del rendimiento del modelo | R cuadrado múltiple R cuadrado ajustado | Varía de 0 a 1. |
| Evaluación variables explicativas | Valor P y P robusto | Cuando el valor (valor p) es muy pequeño, la posibilidad de que el coeficiente sea esencialmente cero también es pequeña. |
| | VIF | Mide la redundancia entre las variables explicativas. |

| ASPECTO | ESTADÍSTICO | CONDICIÓN |
|--|--|--|
| Evaluación de la importancia del modelo | Estadístico F Índice Wald conjunto | La hipótesis nula para estas dos pruebas indica que las variables explicativas del modelo no son efectivas. Para un nivel de confianza del 95 por ciento, un valor p (probabilidad) menor que 0,05 indica que el modelo es estadísticamente significativo. |
| Evaluación de la estacionariedad | Estadístico de Koenker (BP) | Determina si las variables explicativas del modelo tienen una relación consistente con la variable dependiente, tanto en el espacio geográfico como en el espacio de datos. |
| Evaluación de la influencia del modelo | Estadístico de Jarque-Bera | Indica si los residuales se distribuyen normalmente o no. |
| Evaluación de la autocorrelación espacial residual | Índice de Moran | El clustering estadísticamente significativo de los residuales altos o bajos indica la ausencia de una variable clave en el modelo (especificación incorrecta). |

Fuente: Tomado de Esri (2010)

Como se mencionó anteriormente, uno de los supuestos de la regresión OLS es que los datos analizados deben estar libres de autocorrelación y de variación espacial. Cuando un fenómeno presenta una autocorrelación espacial estadísticamente significativa, es probable que los indicadores estadísticos de la regresión muestren que el modelo se encuentra mal especificado, es decir, que le hacen falta incluir variables explicativas adicionales. Sin embargo, cuando las variables ausentes en el modelo son demasiado complejas de modelar o cuantificar, los modelos de Regresión Geográficamente Ponderados pueden arrojar mejores resultados. (Esri, 2010).

2.1.2.5.2. Regresión Geográficamente Ponderada (GWR)

Un método empleado para la modelación de las relaciones espaciales que tiene en cuenta que las observaciones presentan autocorrelación y/o variación regional, es la regresión espacial. Existen varios tipos de modelos de regresión espacial, entre los que se encuentra la Regresión

Geográficamente Ponderada (GWR). Esta técnica ajusta las ecuaciones de regresión múltiple a las diferentes áreas que se están estudiando mediante los pesos espaciales, explorando la variación regional de las variables y generando así mejores resultados. (Kemp et al., 2008).

De acuerdo con Gutiérrez et al., (2012), la GWR de manera explícita considera el componente espacial de los datos, a través de la inclusión en su ecuación del valor de las coordenadas geográficas de las observaciones. La forma en que se lleva a cabo esta inclusión es a través de los coeficientes β_j de las variables independientes, de tal manera que para cada localización definida por las coordenadas (u_i, v_i) , la ecuación de regresión estará dada por:

$$Y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_i) X_1 + \beta_2(u_i, v_i) X_2 + \dots + \beta_n(u_i, v_i) X_n.$$

La Figura 1 muestra como es la distribución del coeficiente de regresión local, $\beta_1(u_i, v_i)$ en el mapa de análisis. Como se aprecia, los mayores valores del coeficiente se presentan en las zonas con sombreado más oscuro.

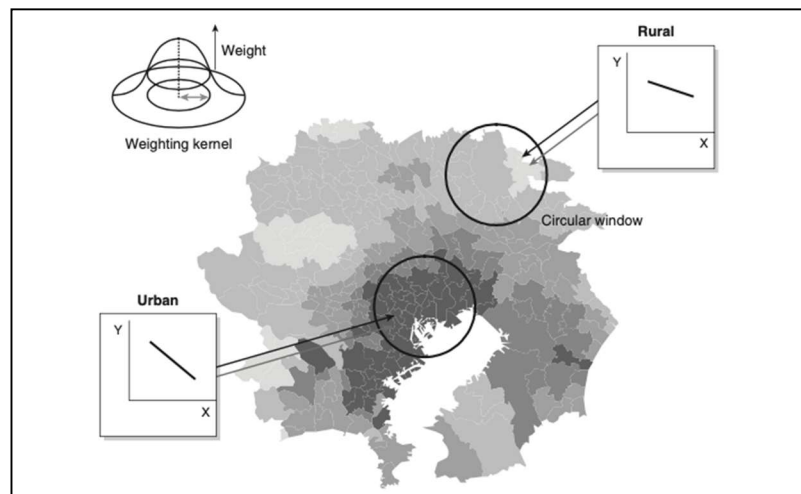


Figura 1 - Modelación mapa GWR
Fuente: Tomado de Kemp et al., (2008)

2.1.3. Métodos gráficos del AEDE

De acuerdo con Haining et al. (2000) como se citó en Chasco (2009), se han propuesto numerosos métodos gráficos para el realizar el Análisis Exploratorio de Datos Espaciales, pero existen pocos estudios que validen la utilidad y efectividad de estos. Un método gráfico adecuado para llevar a cabo (AEDE) deberá permitir analizar y representar características fundamentales de una distribución espacial como lo son la tendencia y la presencia de puntos atípicos. Se debe tener en cuenta que, en el ámbito de las variables geográficas, la tendencia hace referencia a lo que ocurre en todo el mapa con un fenómeno estudiado, es decir, tiene un sentido global, mientras que los puntos atípicos espaciales, se refieren a concentraciones de datos que se producen en determinadas zonas, por lo cual se le confiere un carácter local.

2.1.3.1. Métodos de representación de la tendencia espacial global

De acuerdo con Olaya (2015), la tendencia en el ámbito espacial se presenta cuando los valores de una variable están relacionados con sus propias coordenadas geográficas. Cita el autor como ejemplo, la tendencia que existe en la disminución de la temperatura a medida que se aleja del ecuador. Para comprender de mejor manera una variable y analizarla correctamente, es necesario conocer su tendencia.

Al representar la tendencia espacial de lo que ocurre en todo un área analizada, entendido esto como un ámbito global, las técnicas de AEDE empleadas son representaciones cartográficas en las que lo fundamental es la representación de los índices estadísticos básicos de los datos. Las principales herramientas gráficas que se emplean para ello son las mostradas en la Tabla 2.

Tabla 2 - Mapas temáticos AEDE

| ELEMENTO | TIPO | DESCRIPCIÓN |
|---|-------------------|--|
| Mapas temáticos (Representaciones cartográficas de una variable geográfica) | Mapa de cuantiles | Los datos se dividen y agrupan en categorías (cuantiles) con igual número de observaciones. No es útil cuando la variable analizada contiene un gran número de |

| ELEMENTO | TIPO | DESCRIPCIÓN |
|------------------------|---|--|
| | | observaciones con valores similares. |
| | Mapa de la desviación típica | Las categorías en las que se divide la variable se corresponden con múltiplos de las unidades de la desviación típica. |
| Mapa dinámico | Genera un tipo de animación del mapa a través de la iluminación, sobre el mismo, de las distintas unidades geográficas según su orden respecto del valor que adoptan en una variable. | |
| Gráficos condicionales | Empleo de 2 variables condicionales que dividen a la muestra de datos en diferentes grupos (categorías). | |

Fuente: Elaboración propia a partir de Chasco (2009)

2.1.3.2. Análisis exploratorio de la dependencia espacial global

Para identificar la autocorrelación espacial a través de los métodos gráficos del AEDE, las principales técnicas usadas son el diagrama de dispersión de Moran y los gráficos LISA (mapa/diagrama de caja), junto con sus correspondientes versiones multivariantes. El Diagrama de Dispersión de Moran es un gráfico que representa en el eje X la variable previamente estandarizada y en el eje Y el retardo espacial de dicha variable. El retardo espacial es el promedio ponderado de los valores que adopta una variable en el subconjunto de observaciones vecinas a una dada. La pendiente de la recta de regresión de este diagrama es el índice I de Moran. De esta manera, cuanto mayor es la pendiente, mayor es la autocorrelación presente. Por otra parte, dentro del diagrama se puede identificar la autocorrelación espacial en cuatro categorías de las cuales dos son autocorrelación espacial positiva (valores altos de una variable rodeados de valores altos o valores bajos rodeados de valores bajos) y dos para autocorrelación espacial negativa (valores altos rodeados por valores bajos, y viceversa). (Chasco, 2009). Como se muestra en Figura 2.

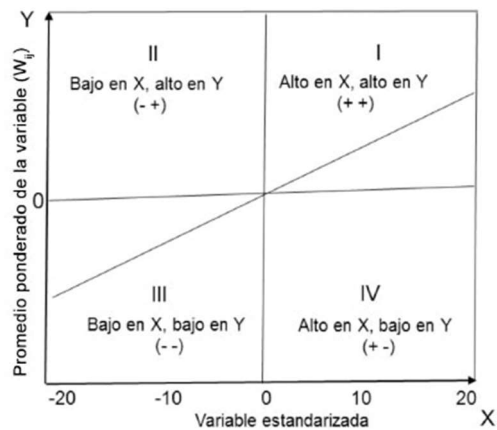


Figura 2 - Diagrama de dispersión de Moran

Fuente: Rodríguez et al., (2016).

2.1.3.3. **Métodos de representación de los atípicos espaciales**

Un valor atípico espacial, según Shekhar et al., (2008), es “ es un objeto referenciado espacialmente cuyos valores de atributos no espaciales difieren significativamente de los de otros objetos referenciados espacialmente en su vecindad espacial”.

De acuerdo con Chasco (2009), por medio de los métodos de representación de atípicos espaciales es posible analizar la presencia de agrupaciones de observaciones cuyo valor se encuentra por fuera de la tendencia general (mediana), lo cual le confiere un carácter local al presentarse en zonas localizadas del mapa general de estudio. Las principales técnicas empleadas para este análisis son: gráficos de caja (diagrama y mapa), mapa de percentiles, cartograma y gráficos LISA de dependencia espacial local. Estas técnicas detectan valores significativos atípicamente altos o bajos determinados a partir de criterios estadísticos.

2.1.3.4. **Análisis exploratorio de la dependencia espacial local**

Si bien el estadístico I de Moran y el gráfico de dispersión de Moran son métodos que analizan el fenómeno de autocorrelación espacial, lo hacen desde una perspectiva global que no permite identificar la presencia de asociaciones espaciales que se desvían de la tendencia general del fenómeno

en estudio. De igual forma, pese a que por medio del diagrama de dispersión de Moran es posible detectar valores atípicos alejados de la media, no es posible identificar concentraciones o dispersiones. Sin embargo, a través de los gráficos LISA de dependencia espacial local, se puede obtener una indicación del grado de concentración de valores similares (altos o bajos) en torno a cada unidad geográfica. (Chasco, 2009).

2.1.4. Interactive Highway Safety Design Model (IHSDM)

El aplicativo IHSDM es una herramienta de análisis desarrollada por la FHWA (Federal Highway Administration) que sirve para evaluar los efectos operativos y de seguridad vial del diseño geométrico de una carretera en todas las etapas de su vida útil. Está diseñado para predecir la funcionalidad de los diseños en elaboración o existentes de una carretera a través de la aplicación de parámetros de diseño y los datos generales de la vía. Dentro de los módulos que posee, se encuentra el Módulo de Predicción de Accidentes (CPM), que con base en modelos desarrollados para diferentes tipos de vía y factores de ajuste, estima la cantidad y severidad de los accidentes de tránsito que podrán ocurrir en una carretera analizada para un periodo de tiempo. En el Anexo 1 se presenta un breve resumen de esta metodología.

2.2. Síntesis de casos de estudio de Análisis Espacial de Datos de Siniestralidad vial

Kim et al., (1995), determinaron el grado de concentración y analizaron los patrones espaciales de los siniestros viales ocurridos en Honolulu Hawái en 1990 a través de herramientas SIG. Como resultado de su análisis, evidenciaron que la ocurrencia de los accidentes de tránsito presenta cierta variación espacial dependiendo de los patrones y los volúmenes de tráfico. Así mismo, pudieron establecer que para la zona de estudio, los AT son más frecuentes en las áreas destinadas al trabajo, y que en las zonas suburbanas y rurales, este fenómeno registra una mayor severidad.

Erdogan (2009), basado en los reportes de accidentalidad obtenidos de los departamentos de Policía y las gendarmerías en provincias de Turquía entre los

años 2001 a 2006, realizó el análisis espacial de los datos de siniestralidad vial por medio de softwares como Argis, GeoDa, y GWR. De igual forma, identificó las relaciones espaciales entre variables explicativas como el número de vehículos automotores, la longitud de las calles, y la población. Se encontró en el estudio que las relaciones espaciales modeladas a través de regresiones por mínimos cuadrados arrojaron valores de R^2 menores que los obtenidos para las regresiones geográficamente ponderadas. Concluye que las técnicas de análisis espacial permitieron identificar las provincias con mayor número de siniestros, lo cual a su vez facilitará a las autoridades locales tomar medidas preventivas.

Hernández (2012), por medio del Software GeoDa realizó el análisis exploratorio de la siniestralidad vial ocurrida en la ciudad de Juárez (México) para los años 2008 y 2009. Los análisis estuvieron orientados a determinar la autocorrelación espacial y a identificar la presencia de clústeres. La autocorrelación espacial fue medida a través del Índice global de Moran y los clústeres se evaluaron mediante las herramientas de indicadores locales de asociación LISA que posee el software GeoDa. En el estudio, también se exploraron ciertas relaciones espaciales entre los AT y las características sociodemográficas de la ciudad de Juárez. Resalta el autor que los resultados obtenidos son especialmente útiles para las autoridades de tránsito y seguridad pública de la ciudad, ya que con estos podrán incrementar la capacidad de gestión al concentrar recursos en las zonas en que se evidencia mayor necesidad, identificando las áreas de riesgo. Finalmente, se pone de presente las ventajas del uso del software GeoDa para llevar a cabo el análisis de datos espaciales, por cuanto el mismo es de licencia libre.

Leveau y Ubeda (2012), analizaron la información de accidentes viales en las provincias de Argentina para el periodo del 2001 al 2009. Los objetivos del estudio, realizado por primera vez en la nación, fueron el de establecer la autocorrelación espacial que experimentan las muertes por accidentes de tránsito en las provincias, identificar la presencia de clústeres, analizar el grado de autocorrelación entre la mortalidad registrada en accidentes de tránsito y la densidad poblacional; y finalmente analizar la existencia de clústeres de estas dos variables. Los parámetros estadísticos empleados para el análisis fueron el índice Global de Moran, e

indicadores locales de asociación espacial LISA. Como resultado del estudio, los autores detectaron las áreas de mayor mortalidad en los departamentos de Argentina, lo cual sirve como base para estudios complementarios tendientes a identificar las causas y circunstancias en que se produce la mortalidad observada, y para la generación de políticas y planes de prevención de la accidentalidad de tránsito.

Rhee et al., (2014) elaboraron bases de datos de siniestralidad vial en Seúl Corea durante el año 2010, ocurridos a nivel de zonas de análisis de transporte, de las cuales identificaron variables espaciales mediante el uso de herramientas SIG. Con base en esta información, empleando modelos como la regresión OLS y la GWR, hallaron las relaciones espaciales existentes entre la longitud de las vías, el límite de velocidad de las mismas, la composición etaria de los residentes de las zonas aledañas, y la densidad de accesos a las carreteras. Pudieron observar que, entre mayor es la longitud de vías con límite de velocidad inferior a 30km/h y presencia de peatones menores de 15 años, se registra menor número de accidentes de tránsito; mientras que entre mayor es el número de vehículos – kilómetros recorridos, mayor número de puntos de acceso a la vía con diferencia de velocidad superiores a 30km/h, los datos de siniestralidad aumentan. Resaltan los autores que los resultados del estudio pueden ser empleados para mejorar las condiciones de controles operacionales o a los diseños de las zonas analizadas.

Algora et al., (2016), haciendo uso de herramientas de análisis espacial de tipo exploratorio como son los mapas temáticos, evaluaron el comportamiento de la siniestralidad vial ocurrida en los cantones de la provincia de Pichincha (Ecuador) para el año 2016, obteniendo como resultado las áreas con mayores tasas de lesividad y mortalidad por accidentes de tránsito en el periodo en estudio. Los autores resaltan que el resultado de su investigación pueden ser empleados en la generación de políticas de gobierno con el fin de reducir las tasas de siniestralidad observadas.

Sipos (2017), con base en los registros de accidentes de tránsito de la red secundaria de carreteras de Hungría para el periodo 2010 a 2012, realizó el análisis de los clústeres de siniestralidad observados en la red. El ejercicio fue desarrollado

empleando el software GeoDa, determinándose los índices de Moran para hallar el grado de autocorrelación espacial de los datos, y los Indicadores Locales de Asociación Espacial LISA para hallar la presencia de los clústeres. Como resultado, los índices de Moran mostraron que los datos se encuentran formando Clústeres, y los Indicadores LISA permitieron identificar los datos atípicos locales. Los resultados del estudio abren paso a la aplicación de las Funciones de Desempeño de Seguridad (SPF) que son ecuaciones elaboradas para la estimación del número de víctimas mortales en accidentes de tránsito por año.

Soltani y Askari (2017), con base en datos de siniestralidad para el periodo 2010 a 2014 en 156 zonas de análisis de tráfico en Shiraz Irán, realizaron el análisis espaciotemporal de la información encontrando los patrones espaciales como la autocorrelación espacial y la presencia de clústeres mediante los índices de Moran y el G_i^* de Getis-Ord. En su estudio lograron evidenciar que para la categoría de colisiones se presentaban agrupamientos en los datos analizados, mientras que las demás características analizadas mostraron un comportamiento aleatorio. Concluye el estudio que los análisis realizados pueden contribuir a los organismos gubernamentales como herramientas de planeación y gestión del tránsito que mejoren las condiciones de seguridad vial.

Rahman et al, (2020), mediante bases de datos de accidentes de tránsito registrados en la ciudad de Damman Arabia Saudita durante los años 2009 a 2016, e información general del uso del suelo de las áreas en las que ocurrieron, realizaron el análisis de los patrones de la siniestralidad con ayuda del software Arcgis 10.6, y evaluaron las relaciones espaciales entre las características de los eventos registrados y los usos del suelo empleando la técnica GWR. Entre los hallazgos del estudio, se identificó que se registran altas concentraciones de AT en las principales intersecciones congestionadas de la ciudad que a su vez se encuentran en las zonas de mayor densidad poblacional. Así mismo, se observó que la mayor proporción de colisiones ocurrieron en las zonas cercanas a intersecciones. El estudio tuvo como limitante que no incorporó en los modelos de GWR la información detallada del uso del suelo en cada barrio por no contarse con dicho insumo. Los resultados del estudio aportan al entendimiento de la relación que existe entre los siniestros y las zonas de la ciudad

en que ocurren, ayudando de esta manera a las autoridades locales a realizar una mejor gestión del tránsito y la seguridad vial como una herramienta de priorización de recursos.

Azimian y Pyrialakou (2020), llevaron a cabo el análisis exploratorio espacial de los datos de accidentalidad para el periodo 2010 a 2015 en Virginia Occidental Estados Unidos. Los análisis fueron efectuados mediante el software GeoDa empleándose herramientas como los histogramas, los mapas de cajas, los mapas condicionales y el índice de Moran. Como resultado del estudio se pudo identificar que el condado de Pendleton registra los índices más altos siniestros fatales, mientras que los condados de Raleigh y McDowell tienen índices extremos de accidentes con lesionados. Los resultados del Índice de Moran demostraron que no se presentan patrones de agrupamientos en la ocurrencia de estos eventos. Resalta el autor que los hallazgos del estudio pueden servir a las autoridades de tránsito en la gestión y planeamiento eficaz de las políticas de tránsito y seguridad.

Cerquera (2015), realizó el análisis espacial de la accidentalidad vial urbana para la ciudad de Bogotá para el periodo 2007 – 2011, empleando el software ArcGis. En su documento la autora, inicia realizando una contextualización de la situación de la accidentalidad vial a nivel internacional, nacional, y local, destacando la forma en como ha ocurrido este fenómeno y las políticas adoptadas para reducir los índices registrados. Posteriormente, presenta la contextualización teórica y metodológica del análisis espacial con sistemas de información geográfica, resaltando los métodos de análisis espacial y estadística espacial. De igual forma, realiza una descripción de las fuentes de información utilizadas y el proceso de depuración de los datos. Dentro del análisis espacial propiamente dicho, determinó el patrón espacial de los AT y la autocorrelación espacial de los mismos por medio del índice Global de Moran para los diferentes periodos analizados, identificó el movimiento y dispersión de la mancha urbana de los accidentes, así como la distribución espacio – temporal y la dinámica espacial de los AT en la ciudad. Finalmente, realizó la estimación de las relaciones espaciales a nivel de localidad mediante regresión OLS de los AT con los diferentes factores socioeconómicos de la ciudad.

Olaya (2016), analizó espacialmente los accidentes de tránsito ocurridos entre el 2004 y el 2014, que causaron víctimas fatales en el área urbana de la ciudad de Cali Colombia. Por medio del Software Arcgis, el estudio determinó la autocorrelación espacial de los datos y la presencia de Puntos Calientes (Hot Spot) para los diferentes años, identificando 10 zonas críticas en toda la ciudad. De igual forma, en el estudio se realizó el análisis de las relaciones espaciales entre diferentes características relacionadas con la infraestructura, las condiciones operacionales y el entorno de la malla vial de la ciudad; Se utilizó para ello la regresión OLS, y GWR la cual arrojó mejores resultados ya que los datos procesados presentan patrones de agrupación (Clústeres). De acuerdo con el autor, los hallazgos del estudio pueden ser empleados en la generación de programas de prevención y mitigación de la accidentalidad vial.

De acuerdo con la revisión bibliográfica realizada, se pudo observar que existen numerosos estudios llevados a cabo tanto a nivel Internacional como Nacional, que avalan el uso de las técnicas de análisis espacial de los accidentes de tránsito como una herramienta novedosa que contribuye a los esfuerzos de las entidades gubernamentales en la lucha contra la siniestralidad vial, que actualmente es uno de los flagelos que azota nuestras sociedades en los ámbitos nacionales, departamentales y municipales.

Se pudo establecer que el indicador estadístico que más es empleado para determinar el grado de autocorrelación espacial es el índice de Moran, el cual enseña, de manera global, el grado de agrupamiento de los datos que se están analizando. De igual forma, se evidenció que las técnicas gráficas de análisis exploratorio de datos espaciales, permiten observar cómo se distribuyen los siniestros viales en el territorio tanto en a nivel espacial como temporal, y visualizar donde se presentan valores atípicos. Por otra parte, se destacó que por medio de los indicadores Locales de Asociación Espacial es posible hallar las zonas del territorio en que se presentan clústeres o agrupaciones en los datos, lo cual sin duda es una herramienta sumamente útil para priorizar las medidas de mitigación de la accidentalidad vial, la atención de emergencias y demás mecanismos de la gestión del tránsito.

Finalmente, se observó que las técnicas de exploración de las relaciones espaciales como la regresión por mínimos cuadrados OLS, o la Regresión Geográficamente Ponderada, nos permiten conocer e identificar los factores que intervienen en la ocurrencia de accidentes viales, como son la infraestructura, las condiciones operacionales de las vías, el entorno y el comportamiento de los usuarios, pudiéndose de esta manera analizar la siniestralidad como un fenómeno en el que intervienen múltiples causas y no como eventos que obedecen a circunstancias únicas.

No obstante lo anterior, se hizo evidente que la mayor parte de las investigaciones están orientadas a analizar el fenómeno de la siniestralidad vial en el ámbito urbano espacialmente en intersecciones viales que es donde se registra la mayor parte de los eventos.

2.3. Contexto nacional de la siniestralidad vial

En Colombia, según cifras publicadas por la Agencia Nacional de Seguridad Vial (ANSV) en su Boletín Estadístico, durante el año 2019 como consecuencia de los accidentes de tránsito ocurridos resultaron muertas 6.633 personas y 34.485 resultaron lesionadas; En términos de género, se observó que en el país fallecieron aproximadamente 4.5 hombres por cada de mujer, y que a su vez, el grupo etario de adultos jóvenes fue el más afectado con un 35.26% del total de occisos en el año.

Resulta especialmente preocupante que, las principales víctimas mortales de los siniestros son los llamados usuarios vulnerables, representados por los peatones, los ciclistas, y los motociclistas, ya que para el año 2019 aportaron el 83.4% del total fallecidos registrados, y más inquietante aun, es el hecho que los usuarios de motocicletas son los que más reportan muertes con un 52.1% del total contabilizado.

A nivel territorial, los Departamentos que registran mayor número de fallecidos por siniestros viales son Valle del Cauca, Antioquia, Bogotá y Cundinamarca. (ANSV 2019).

Al comparar las cifras Nacionales de afectados como consecuencia de los AT para el periodo 2017 - 2019, se observa una tendencia decreciente en el número de lesionados, pero una preocupante tendencia al aumento del número de fallecidos, como se aprecia en la Figura 3.

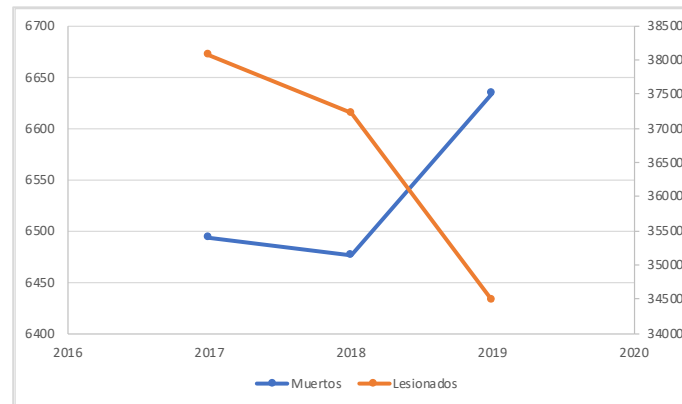


Figura 3 - Muertos y lesionados siniestros viales en Colombia - 2018

Fuente: Elaboración propia a partir de ANSV

En adición a lo anterior, se debe indicar que la tasa de muertes por cada 100 mil habitantes de nuestro país (13.17) resulta superior que la de países como Argentina, Chile, y Perú; Adicionalmente, pese a que Colombia cuenta con una tasa inferior a la promedio para la Región de las América, esta es bastante superior que la europea y australiana. (World Health Organization, 2018).

Es por ello que el gobierno Colombiano, en el Plan Nacional de Seguridad Vial (PNSV) 2013-2021 planteó como objetivo general, generar acciones que permitan la disminución del número de víctimas fatales por accidentes de tránsito en un 25% para el año 2021, a través de estrategias enfocadas en la infraestructura de las carreteras, aplicando mecanismos como: Implementación de Sistemas de Gestión, elaboración de Auditorías e Inspecciones de Seguridad Vial, evaluación y seguimiento de los índices de accidentalidad, y el establecimiento de normatividad y políticas municipales para una infraestructura segura.

Capítulo III

Metodología

En este capítulo se presenta la metodología empleada para realizar el Análisis Espacial de la siniestralidad vial de la carretera Neiva – Espinal – Girardot. Se parte con la descripción de las fuentes de información consultadas, la forma en que se realizó la depuración de las bases de datos obtenidas, las acciones llevadas a cabo para el geoprocesamiento, las técnicas aplicadas para realizar los análisis espaciales, y finalmente como se evaluó el comportamiento de la carretera a la luz del módulo de predicción de accidentes de la FHWA. En la Figura 4, se presenta un mapa conceptual del proceso seguido:

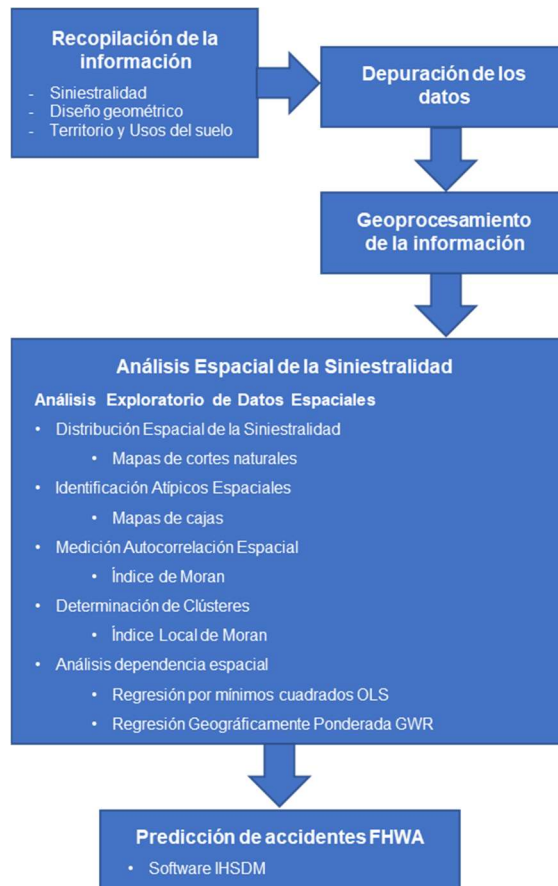


Figura 4 – Metodología empleada Análisis Espacial Siniestralidad

Fuente: Elaboración propia

Con relación a la Carretera Neiva – Espinal – Girardot, se debe indicar que esta hace parte de los proyectos de Cuarta Generación concesionados por la Agencia Nacional de Infraestructura (ANI), encaminados a impulsar la competitividad de la economía local, con el fin de acelerar el crecimiento económico y mejorar la calidad de vida de la población, lo cual, a su vez, hace parte de las exigencias de los acuerdos comerciales suscritos por Colombia en los mercados internacionales. (CONPES 3820, 2014).

Esta concesión vial tiene como propósito general mejorar la conexión de la región Centro-Sur con el interior del país mediante la unión de los departamentos Huila, Tolima y Cundinamarca, haciendo conexión con otras concesiones como Girardot -Puerto Salgar, Girardot – Ibagué - Cajamarca y Bogotá – Girardot. En la Figura 5 se presenta su ubicación.



Figura 5 - Ubicación carretera Neiva - Girardot

Fuente: Elaboración propia a partir Wikipedia y Concesión Neiva - Girardot

En adición a lo anterior, algunos de los objetivos de este proyecto son los siguientes:

- Lograr que a través de una infraestructura óptima y moderna se facilite el acceso a los mercados.
- Generar una movilidad óptima y segura de personas y bienes, de tal manera que se disminuyan los costos de transporte.

- Reducir las emisiones de gases de efecto invernadero, y especialmente garantizar una mayor seguridad vial, mediante las siguientes estrategias:
 - Elaboración de Auditorías de Seguridad Vial durante todas las etapas del proyecto, especialmente en la ejecución de los estudios y diseños de detalle.
 - La implementación de Sistemas de Gestión de la Seguridad que buscan proveer herramientas para la identificación, evaluación, y priorización de riesgos que puedan afectar la seguridad vial de los usuarios, con el fin que se implementen soluciones para corregir o mitigar los mismos.
 - Medición de indicadores que sancionan los índices elevados de mortalidad a causa de siniestros viales, a través de disminuciones en la retribución de los Concesionarios.

Como parte de las labores de implementación de los Sistemas de Gestión de la Seguridad Vial, este proyecto concesionado cuenta con bases georreferenciadas de los accidentes de tránsito ocurridos desde enero de 2016 hasta la fecha de elaboración del presente trabajo de investigación, lo cual constituye una herramienta fundamental para la elaboración de Análisis Espaciales.

Lo anterior, sumado a la importancia que tiene este proyecto concesionado para el desarrollo económico y social del centro y sur del país, son las razones fundamentales que llevaron a elegir la carretera Neiva – Espinal – Girardot para realizar el Análisis Exploratorio de Datos Espaciales por métodos gráficos, aplicando la metodología previamente descrita.

A continuación, se describe cada uno de los procesos necesarios para realizar el AE de la siniestralidad del corredor objeto de análisis.

3.1. Recopilación de la información

3.1.1. Siniestros Viales

El procedimiento llevado a cabo para determinar la distribución espacial de la siniestralidad vial en el Corredor Concesionado Neiva – Espinal – Girardot, partió con la recopilación de la información de accidentes de tránsito ocurridos en el

proyecto. Para ello, se recurrió como fuente de la información a la Interventoría del Contrato de Concesión ANI 017 de 2015, que posee los datos de siniestralidad georreferenciados en archivos tipo Excel. La información aportada consiste en una base de datos de AT ocurridos desde mediados del 2016 hasta finales del 2019, cuyos atributos se presentan en la Tabla 3. Se debe indicar que la información empleada para el análisis corresponde a la siniestralidad ocurrida en los periodos 2017, 2018 y 2019.

Tabla 3 – Atributos base de datos accidentalidad corredor Neiva - Girardot

| ASPECTO | DESCRIPCIÓN |
|--------------------|--|
| ID Accidente | Código único del siniestro. |
| Fecha | Cuando ocurrió. |
| Localización | Ubicación relativa al abscisado de la vía y coordenadas x, y. |
| Unidad Funcional | Cada uno de los tramos en que fue subdividido el proyecto contractualmente. |
| Personas afectadas | Se refiere al número de personas muertas, heridas leves y/o heridas graves consecuencia del accidente. |
| Clase de accidente | Información relativa a la severidad del accidente ocurrido: Siniestro simple. Siniestro con heridos. Siniestro con muertos. |
| Tipo de novedad | Hace referencia al tipo de siniestro ocurrido; para esta Concesión se han definido los siguientes: Atropello Choque con objeto fijo Colisión con animal Colisión Vehicular Accidente con bicicleta Accidente con moto Otros Salida de calzada Volcamiento |
| Hora | Hora del día en que se recibió el llamado para reportar el siniestro al Centro de Control de la Concesión. |

Fuente: Elaboración propia a partir de Contrato de Concesión NI 017 de 2015

3.1.2. Diseño Geométrico

Otro insumo utilizado para realizar el análisis espacial de la siniestralidad vial en el corredor fue el diseño del trazado. Para ello, se consultó el cuarto de datos de la

Agencia Nacional de Infraestructura en el sitio web <ftp://ftp.ani.gov.co/> donde reposan los estudios y diseños de algunos proyectos concesionado en ejecución. La información descargada del portal fue el Diseño Geométrico de la Carretera y la Ortofoto de la misma.

3.1.3. Territorio y Usos del Suelo

Por otra parte, dado que es de interés analizar lo que ocurre con la siniestralidad a nivel territorial y determinar las relaciones espaciales de este fenómeno con los usos del suelo, fue necesario, en primer lugar, identificar la fuente de información oficial de donde se pudiera obtener la cartografía en donde se emplaza el corredor vial Neiva – Espinal - Girardot y el uso del suelo adyacente al mismo. Para ello, se consultó el Geoportal de datos abierto del DANE en el sitio web <https://geoportal.dane.gov.co>, de donde se descargó el shapefile a nivel de Clase de los municipios de Colombia. Por otra parte, del Portal de Datos Abiertos de la subdirección de Agrología del Instituto Geográfico Agustín Codazzi disponible en <https://geoportal.igac.gov.co/contenido/datos-abiertos-agrologia> se obtuvo el mapa de usos del suelo para Colombia.

La escala de los mapas descargados de los geoportales de las dos entidades es 1:100.000.

3.2. Depuración de los datos

La información que fue sometida a proceso de depuración es la correspondiente a los datos de siniestralidad. El proceso se centró en determinar que estos cumplieran las siguientes condiciones:

- **Compleitud:** Determinar que los datos tuviesen la totalidad de los campos diligenciados relacionados en la Tabla 3.
- **Coherencia:** Verificar que la información incluida en los campos fuese coherente con relación a las demás; Por ejemplo, que las fechas de los siniestros se encuentren dentro del periodo analizado; Que la tipología de la

novedad indicada se encuentre dentro de las categorías clasificadas, y que esta corresponda con la descripción del evento ocurrido.

- **Georreferenciación:** Se realizó una primera depuración empleando el software gratuito Google Earth Pro. Con base en la información georreferenciada suministrada, se crearon archivos en formato .csv que fueron importados en el software mencionado; Se verificó que los puntos que representan los siniestros se ubicaran dentro del corredor en análisis; Aquellos eventos que se encontraban por fuera, fueron eliminados.

3.3. Geoprocesamiento de la Información

El geoprocesamiento de la información fue realizado por medio del Software de uso libre Qgis disponible para descarga en la plataforma <https://qgis.org/es/site/>. Qgis es un SIG de código abierto que permite ser modificado por el usuario. Fue creado en 2002 como una herramienta ágil con una interfaz gráfica amigable y fácil de usar. Es un software ampliamente utilizado para visualización, captura, análisis avanzado, presentaciones en forma de mapas, e informes GIS.

La motivación para emplear esta herramienta computacional se basó, en primer lugar, en que es de licencia libre, lo cual facilita su uso con propósitos académicos ya que los SIG como ArcGis requieren el pago de licencias de costo relativamente alto; En segundo lugar, como se mencionó en el párrafo anterior, es un SIG potente que cumple muchas de las funcionalidades que se requieren para el desarrollo del presente trabajo.

3.3.1. Siniestralidad

Una vez depurada la información de siniestralidad, fue necesario convertir la misma en entidades espaciales mediante el uso de Qgis con el fin de poder realizar su gestión y análisis respectivo. Para ello, se tomó el archivo Excel cuyas celdas contienen los atributos indicados en la Tabla 3 y se transformó en formato .CVS los cuales son soportados por la mayoría de las plataformas SIG. En este software, por medio de la herramienta de administración de fuentes se convirtieron los datos del

archivo plano en entidades espaciales, las cuales, de esta manera ya pueden ser analizadas y gestionadas. El resultado obtenido se muestra en la Figura 6.

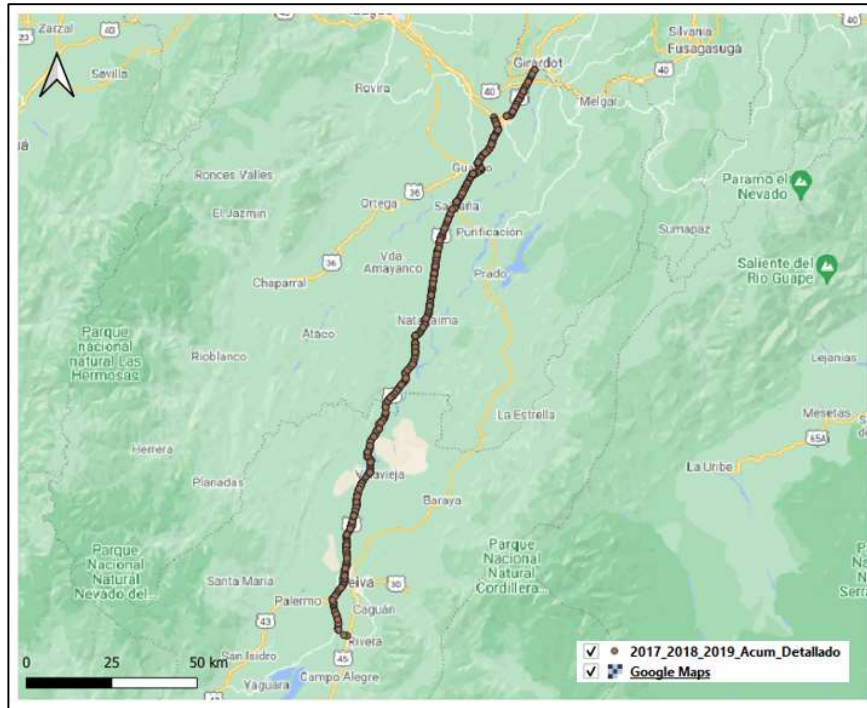


Figura 6 – Siniestros georreferenciados corredor Neiva – Espinal - Girardot

Fuente: Elaboración propia a partir de Qgis

El archivo de salida es un ShapeFile que puede ser leído en cualquier SIG. Obtenido este archivo, se realizó un segundo proceso de depuración que consistió insertar en el software el mapa satelital como base, y verificar que los siniestros se encontraran en el área de la carretera; Para todos aquellos puntos ubicados fuera del área, se identificaron sus atributos y se relocalizaron conforme la información identificada.

3.3.2. Diseño Geométrico

El objetivo del geoprocésamiento del diseño geométrico de la carretera fue convertir el eje vial en elementos espaciales, de tal manera que los atributos de dicha geometría pudiesen ser gestionados y analizados a la luz de un Sistema de Información Geográfica. Lo anterior, bajo el entendiendo de que parte de la propuesta de investigación de este trabajo es modelar las relaciones espaciales de la siniestralidad vial del corredor, entre otros, con la geometría de la carretera.

De acuerdo con lo anterior, una vez descargados los archivos que contenían los planos con el Diseño Geométrico de cada una de las unidades funcionales de la carretera que se encuentran en PDF, con ayuda de Autocad versión estudiantil obtenido de la plataforma <https://www.autodesk.com>, se procedió a graficar el eje del trazado empleando la ortofoto como base. Se debe indicar que, cada uno de los elementos geométricos fue dibujado de manera individual, es decir, cada tangente y cada curva horizontal, para posteriormente ser convertidos en entidades espaciales y asignarles los atributos mostrados en la Tabla 4.

Tabla 4 – Elementos geométricos considerados

| ASPECTO | DESCRIPCIÓN |
|------------|--|
| ID | Código del elemento: C para curvas y T para tangentes, seguido del número consecutivo que tiene en la Unidad Funcional respectiva. |
| L. TAN (m) | Longitud de la tangente en metros. |
| Radio (m) | Radio de la curva en metros. |
| LC (m) | Longitud de la curva en metros. |
| Delta | Corresponde al ángulo Delta de la curva. |
| Long. Esp. | Longitud de la espiral de las curvas espiralizadas en metros. |
| Tipo | Indica los tipos de curva: Simple (S) Espiral espiral (EE) Espiral círculo espiral (ECE) |
| Sentido | Indica si la curva es sentido Izquierda (I) o Derecha (D). |

Fuente: Elaboración propia

Para efectos prácticos, las espirales fueron consideradas parte de la curva horizontal. En la Figura 7, se puede apreciar cómo se realizó la construcción de estos elementos geométricos:

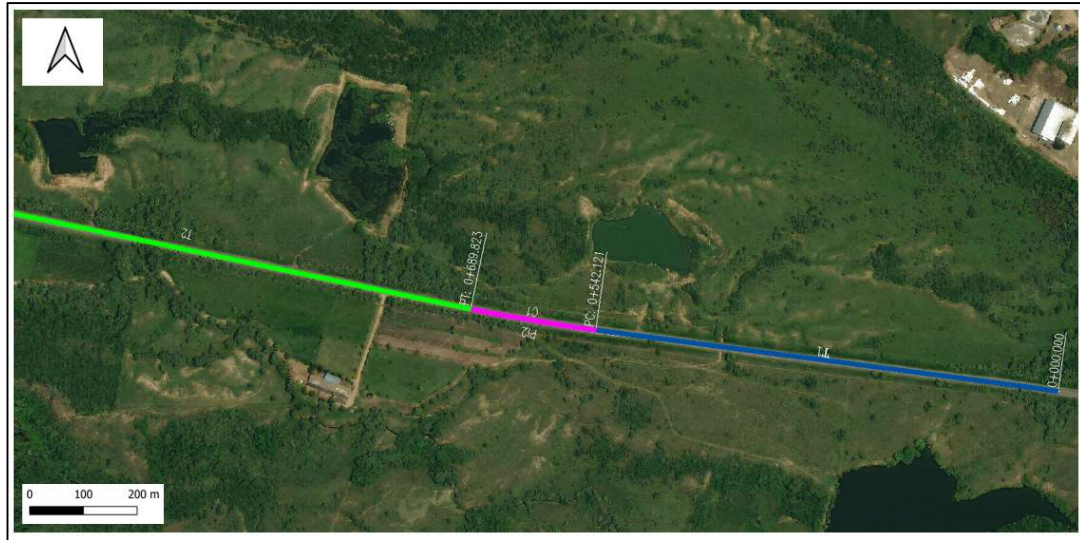


Figura 7 – Ejemplo elementos geométricos eje vial
 Fuente: Elaboración propia a partir de AutoCad

Una vez trazado el eje de la carretera como se indicó en el numeral anterior, se procedió a realizar un offset al eje de 100m a cada, con el objetivo de convertir cada elemento geométrico en un polígono y así poder asociar a esta área la información de siniestralidad. El resultado obtenido puede apreciarse en la Figura 8.

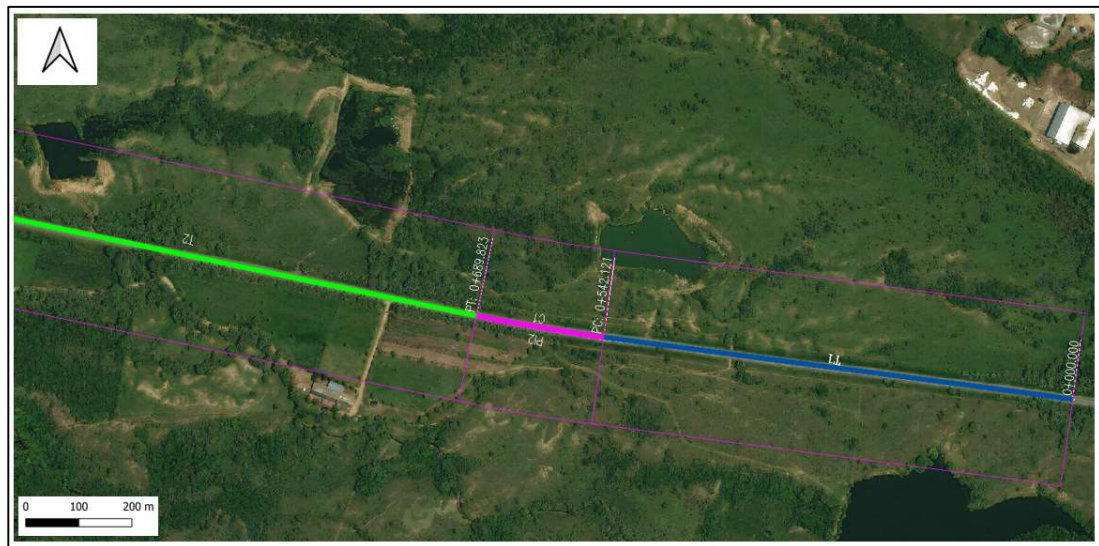


Figura 8 – Creación de polígono a partir de eje vial
 Fuente: Elaboración propia a partir de AutoCad

Paralelamente, se elaboró una tabla en formato Excel con los atributos relevantes de los elementos geométricos creados para luego ser asociados mediante la ayuda de Qgis. Esto se realizó convirtiendo los archivos dwg a formato dxf e importando los mismos en Qgis, en donde a través de la herramienta de unión desplegada en las propiedades del elemento importado, se incorporaron los elementos geométricos de la tabla de Excel.

Una vez asociada la información gráfica con la información geométrica del archivo Excel, se procedió a transformar los archivos geométricos de líneas a polígonos haciendo uso de las herramientas de geoprocreso. El resultado obtenido se muestra en la Figura 9.

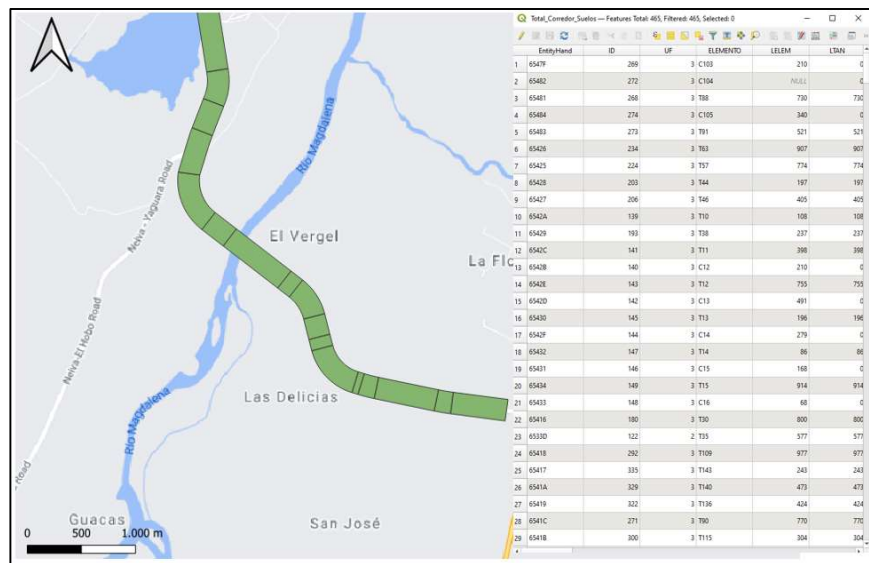


Figura 9 – Visualización polígonos en Qgis

Fuente: Elaboración propia a partir de Qgis

El siguiente paso en la metodología consistió en asociar la información de siniestralidad, que se encuentra en un archivo ShapeFile donde cada punto representa un accidente con sus respectivos atributos, a cada una de las entidades geométricas creadas. Para ello, empleando las herramientas de geoprocreso dispuestas en Qgis, se realizaron las intersecciones entre la capa de puntos de accidentes, y la capa de elementos geométricos; El resultado obtenido, es una nueva capa de elementos espaciales que ahora contiene la información de la

geometría de cada elemento, junto con los siniestros ocurridos durante los años 2017, 2018 y 2019 en dicha geometría.

3.3.3. Territorio y Usos del Suelo

Teniendo en cuenta que el análisis espacial de la siniestralidad del corredor Neiva – Espinal - Girardot se realizará a nivel del territorio donde se emplaza la carretera, fue necesario generar los archivos ShapeFile respectivos. Para ello, se descargaron los mapas que contienen la división administrativa de la Nación desde el sitio web <https://geoportal.dane.gov.co>, específicamente los archivos correspondientes al nivel Geográfico de Clase, que contienen la delimitación territorial municipal caracterizada en tres escenarios: la cabecera municipal, el centro poblado y el área rural dispersa.

Con base en este archivo geográfico y el ShapeFile de la siniestralidad mostrado en la Figura 6, por medio de las herramientas de geoproceto dispuestas en Qgis, se obtuvo en primer lugar las unidades administrativas en las que se asienta la carretera. De igual forma, para cada unidad territorial municipal referida a la cabecera municipal, centro poblado, y área urbana, se halló la información de siniestralidad indicada en la Tabla 3. La imagen del ShapeFile resultante y la tabla de atributos asociada al mismo se muestran en la Figura 10 y en la Tabla 5.

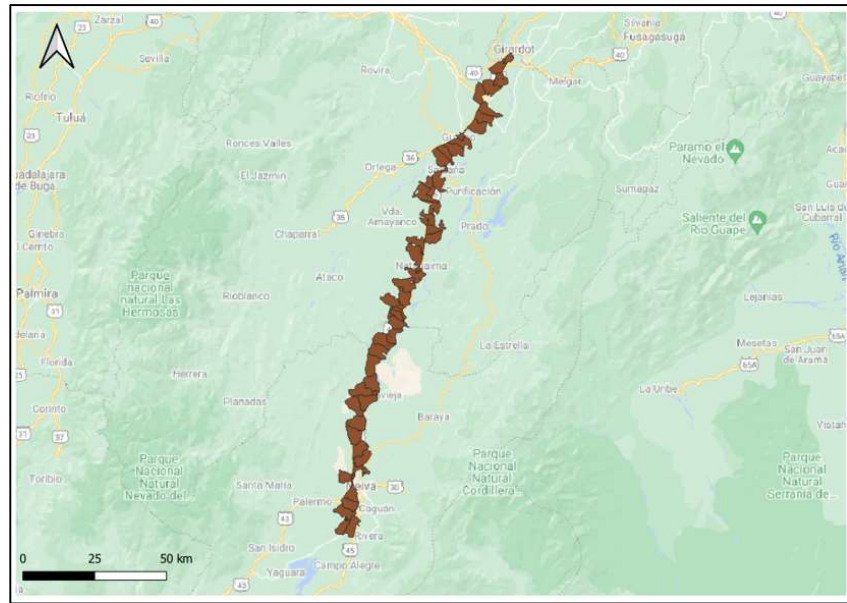


Figura 10 – Unidades territoriales corredor vial

Fuente: Elaboración propia a partir de Qgis

Tabla 5 – Atributos ShapeFile unidades territoriales - siniestros

| ASPECTO | DESCRIPCIÓN |
|------------|---|
| ID | Código único elemento. |
| DEPTO | Departamento de la unidad territorial analizada. |
| MPIO | Municipio de la unidad territorial analizada. |
| CLAS | Clase según DANE de la unidad territorial analizada referida a: cabecera municipal, centro poblado y área rural dispersa. |
| DPTO_CCDGO | Código DANE del departamento de la unidad territorial analizada. |
| MPIO_CCDGO | Código DANE del municipio de la unidad territorial analizada. |
| CLAS_CCDGO | Código DANE de la clase de la unidad territorial analizada: (1) cabecera municipal, (2) centro poblado y (3) área rural dispersa. |
| UF | Unidad funcional a la que pertenece el elemento geométrico. |
| TPD | Tránsito promedio diario para el año 2019 de la unidad funcional, tomado del estudio de tránsito disponible en el cuarto de datos de la ANI para el proyecto. |
| TOTAL SIN | Número total de siniestros ocurridos en el elemento entre 2017 y 2019. |
| SIN SIMP | Número de siniestros simples ocurridos en el elemento entre 2017 y 2019. |
| SIN LES | Siniestros en los que se registraron lesionados en el elemento entre 2017 y 2019. |
| SIN MUE | Siniestros en los que se registraron muertes en el elemento entre 2017 y 2019. |

| ASPECTO | DESCRIPCIÓN |
|----------------|--|
| ATROP | Número de atropellos registrados en el elemento entre 2017 y 2019. |
| CHOQUE OF | Choques con objeto fijo registrados en el elemento entre 2017 y 2019. |
| CHOQUE ANI | Número de choque con animales registrados en el elemento entre 2017 y 2019. |
| COLISION V | Número de colisiones vehiculares registrados en el elemento entre 2017 y 2019. |
| USUARIO BI | Siniestros en los que se vieron envueltos usuarios de bicicletas registrados en el elemento entre 2017 y 2019. |
| USUARIO MO | Siniestros en los que se vieron envueltos usuarios de motocicletas registrados en el elemento entre 2017 y 2019. |
| OTROS | Siniestros clasificados como otros ocurridos en el elemento entre 2017 y 2019. |
| SALIDA CAL | Siniestros clasificados como salidas de calzada registrados en el elemento entre 2017 y 2019. |
| VOLCAMIENT | Siniestros clasificados como volcamientos registrados en el elemento entre 2017 y 2019. |
| TOTAL AFEC | Total personas afectadas como consecuencia de los siniestros registrados en el elemento entre 2017 y 2019. |
| MUERTES | Total personas muertas como consecuencia de los siniestros registradas en el elemento entre 2017 y 2019. |
| LESIONES L | Personas con lesiones leves como consecuencia de los siniestros registrados en el elemento entre 2017 y 2019. |
| LESIONES G | Personas con lesiones graves como consecuencia de los siniestros registrados en el elemento entre 2017 y 2019. |

Fuente: Elaboración propia

Por otra parte, con base en el archivo Shape de información de usos del suelo de la nación obtenido en el sitio web <https://geoportal.igac.gov.co/> y con la capa que contiene la geometría de la carretera, se procedió mediante las herramientas de geoprocso de Qgis a interceptar las dos capas, y de esta manera generar para cada elemento geométrico de la carretera, el respectivo uso del suelo, como se muestra en la Figura 11.

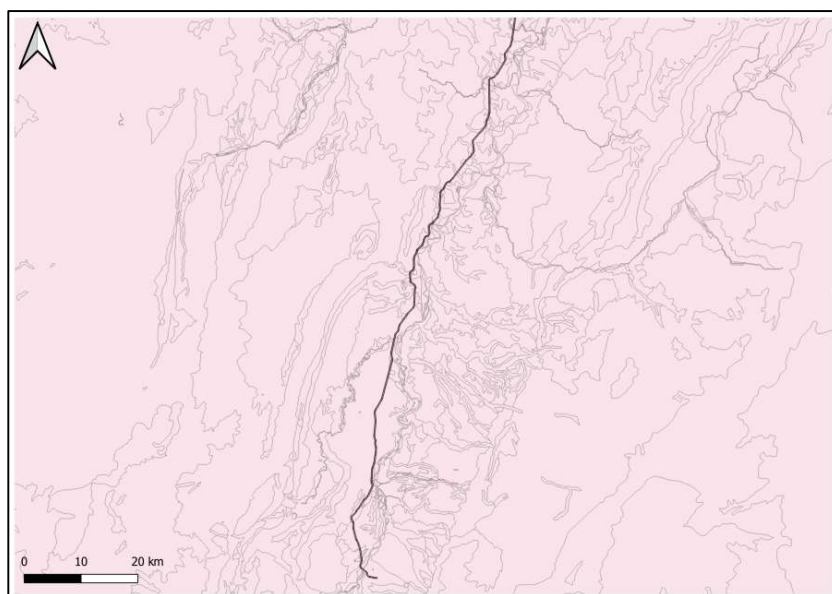


Figura 11 – Intercepción Usos del Suelo - Geometría

Fuente: Elaboración propia a partir de Qgis

Concluido este proceso, se obtuvo como resultado un archivo Shapefile en el que cada polígono que lo integra representa un elemento geométrico de la carretera, que tiene como atributos asociados la Tabla 6:

Tabla 6 – Atributos ShapeFile de análisis

| ASPECTO | DESCRIPCIÓN |
|------------|--|
| ID | Código del elemento: C para curvas y T para tangentes, seguido del número consecutivo que tiene en la Unidad Funcional respectiva. |
| TOTAL SIN | Número total de siniestros ocurridos en el elemento entre 2017 y 2019. |
| SIN SIMP | Número de siniestros simples ocurridos en el elemento entre 2017 y 2019. |
| SIN LES | Siniestros en los que se registraron lesionados en el elemento entre 2017 y 2019. |
| SIN MUE | Siniestros en los que se registraron muertes en el elemento entre 2017 y 2019. |
| ATROP | Número de atropellos registrados en el elemento entre 2017 y 2019. |
| CHOQUE OF | Choques con objeto fijo registrados en el elemento entre 2017 y 2019. |
| CHOQUE ANI | Número de choque con animales registrados en el elemento entre 2017 y 2019. |

| ASPECTO | DESCRIPCIÓN |
|----------------|---|
| COLISION V | Número de colisiones vehiculares registrados en el elemento entre 2017 y 2019. |
| USUARIO BI | Siniestros en los que se vieron envueltos usuarios de bicicletas registrados en el elemento entre 2017 y 2019. |
| USUARIO MO | Siniestros en los que se vieron envueltos usuarios de motocicletas registrados en el elemento entre 2017 y 2019. |
| OTROS | Siniestros clasificados como otros ocurridos en el elemento entre 2017 y 2019. |
| SALIDA CAL | Siniestros clasificados como salidas de calzada registrados en el elemento entre 2017 y 2019. |
| VOLCAMIENT | Siniestros clasificados como volcamientos registrados en el elemento entre 2017 y 2019. |
| TOTAL AFEC | Total personas afectadas como consecuencia de los siniestros registrados en el elemento entre 2017 y 2019. |
| MUERTES | Total personas muertas como consecuencia de los siniestros registradas en el elemento entre 2017 y 2019. |
| LESIONES L | Personas con lesiones leves como consecuencia de los siniestros registrados en el elemento entre 2017 y 2019. |
| LESIONES G | Personas con lesiones graves como consecuencia de los siniestros registrados en el elemento entre 2017 y 2019. |
| L. TAN (m) | Longitud de la tangente del elemento geométrico cuando aplica. |
| RADIO (m) | Radio de la curva del elemento geométrico cuando aplica. |
| DELTA | Corresponde al ángulo Delta de la curva del elemento geométrico cuando aplica. |
| LONG. ESP. | Longitud de la espiral de las curvas espiralizadas. |
| TIPO | Indica los tipos de curva: Simple (S) Espiral espiral (EE) Espiral círculo espiral (ECE) |
| SENTIDO | Indica si la curva es sentido Izquierda (I) o Derecha (D). |
| UF | Unidad funcional a la que pertenece el elemento geométrico. |
| USOS SUELO | Área de uso del suelo en fanegadas (fn) de cada elemento geométrico, con las siguientes convenciones: USTUC: Tejido urbano continuo. USTUD: Uso del suelo tejido urbano discontinuo. USCUL: Uso del suelo cultivos. USPA: Uso del suelo pastos. |

Fuente: Elaboración propia

3.4. Análisis Espacial de la Siniestralidad

Para realizar el Análisis Espacial de la Siniestralidad Vial del corredor Neiva – Espinal - Girardot se emplearon las herramientas gráficas del Análisis Exploratorio de Datos Espaciales (AEDE) que posee el Software GeoDa. Este programa computacional fue creado por el profesor Luc Anselin de la Universidad de Illinois, y presenta una interfaz amigable para el usuario con herramientas intuitivas. Este software es de licencia gratuita lo cual facilita su empleo tanto a nivel académico como profesional, y existe numerosa evidencia de su uso en análisis exploratorio de datos espaciales, como fue mostrado en el Marco Teórico de este documento.

Dicho lo anterior, en la Tabla 7 se describen las herramientas que fueron usadas para realizar el Análisis Exploratorio de los Datos Espaciales (AEDE).

Tabla 7 - Métodos Gráficos Análisis Exploratorio de Datos Espaciales

| Métodos Gráficos Análisis Exploratorio de Datos Espaciales | |
|---|--|
| Distribución Espacial de la Siniestralidad | Mapas de cortes naturales |
| Determinación atípicos espaciales | Mapas de Cajas |
| Medición de autocorrelación espacial | Índice Global de Moran |
| Determinación de agrupaciones | Índice Local de Moran |
| Análisis tendencias espaciales | Regresión OLS Regresión Geográficamente Ponderada GWR |

Fuente: Elaboración propia

3.5. Predicción de accidentes Metodología FHWA

Para realizar la predicción de la siniestralidad vial del corredor y comparar los resultados obtenidos con la base de datos de accidentalidad de la carretera, se usó la metodología de predicción de accidentes de la Federal Highway Administration (FHWA), aplicando para ello el software Interactive Highway Safety Design Model (IHSDM) creado por la FHWA.

La información base con que se alimentó el software IHSDM fue la geometría de la vía, y el Tránsito Promedio Diario TPD. Como limitante del análisis, se debe indicar que se consideró que el corredor se emplaza únicamente en zonas rurales, ya que si se analizan los pasos urbanos y suburbanos, se requiere un inventario detallado de las características de los accesos que interceptan al corredor, y otras condiciones detalladas que se escapan del objeto del presente trabajo.

Capítulo IV

Resultados y Contribución

4.1. Contextualización de la siniestralidad en la carretera Neiva - Girardot

El análisis de la accidentalidad vial en la carretera Neiva – Espinal - Girardot se llevó a cabo para el periodo comprendido entre el 2017 y el 2019. De acuerdo con lo extractado de la base de datos con que se cuenta, durante este periodo ocurrieron un total de 1.650 accidentes, de los cuales el 41% corresponde a siniestros simples, el 53% a siniestros con lesionados, y el 6% a siniestros con fallecidos. Durante el periodo analizado se observó una tendencia decreciente (ver Figura 12), lo que puede ser explicado por las acciones que adelanta el Concesionario junto con la Policía de Carreteras en pro de la mejora de las condiciones de seguridad del corredor, lo cual es uno de los objetivos de las Concesiones Viales de Cuarta Generación.

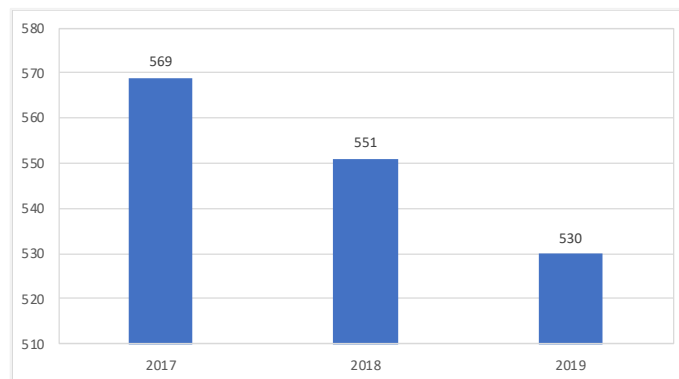


Figura 12 – Accidentes Viales 2017 - 2019

Fuente: Elaboración propia

Al consolidar los registros de accidentes para el periodo de análisis, la distribución mensual muestra que los principales picos ocurren en los meses de abril, junio, agosto, y diciembre, lo cual coincide con las festividades colombianas como son Semana Santa, San Pedro y San Juan, y las fiestas de fin de año; Lo anterior se puede observar en la Figura 13.

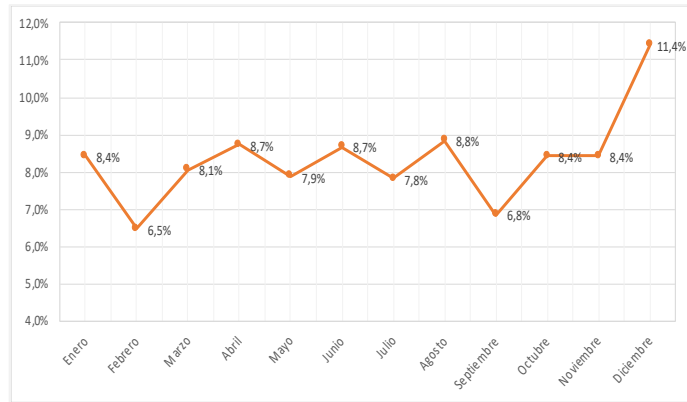


Figura 13 – Distribución mensual siniestralidad 2017 - 2019

Fuente: Elaboración propia

En este mismo sentido, al analizar la distribución diaria de la siniestralidad podemos observar que la mayor proporción de los casos se registran los viernes, sábados y domingos (45,6% del total), siendo el sábado cuando más se presentan casos. Lo anterior denota un fuerte vínculo entre los AT y las dinámicas de movilidad de los fines de semana, cuando aumentan los viajes con motivos recreacionales (ver Figura 14).

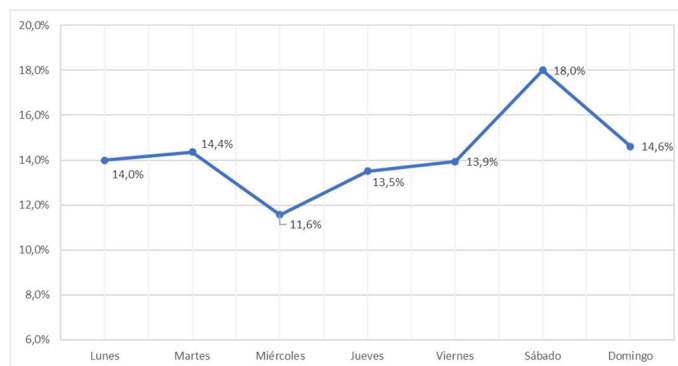


Figura 14 – Distribución semanal accidentes viales 2017 - 2019

Fuente: Elaboración propia

En cuanto a las características de la distribución horaria, podemos identificar que a lo largo del día existen dos “picos”: el primero ocurre entre 06:00 y las 08:00 horas, y el segundo entre las 18:00 y las 20:00 horas, como se muestra en la Figura 15.

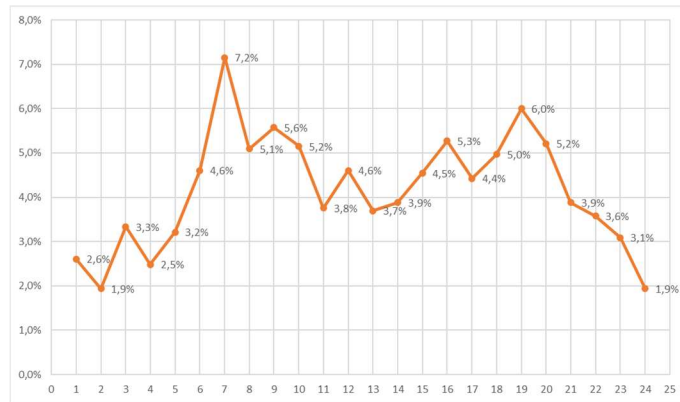


Figura 15 – Distribución horaria accidentes viales 2017 - 2019

Fuente: Elaboración propia

Lo anterior denota un vínculo directo entre la ocurrencia de los accidentes viales y los periodos de máxima demanda de tráfico vehicular que se registran a lo largo del día.

Con relación al número de víctimas, en el periodo de análisis 1.655 personas resultaron afectadas como consecuencia de los siniestros distribuidas en 1.551 lesionados (leves y graves), y 104 fallecidos. Se debe indicar que, la tendencia en el número de víctimas mortales registrada es decreciente, mientras que los lesionados han ido en aumento, como se muestra en la Figura 16.

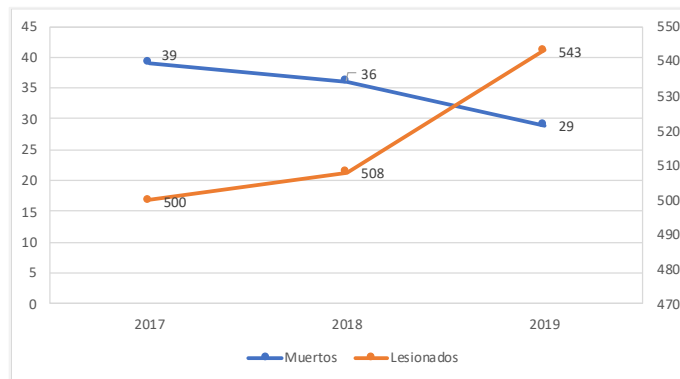


Figura 16 – Tendencia afectados accidentes viales 2017 - 2019

Fuente: Elaboración propia

Al normalizar los siniestros a través del Número de Accidentes Equivalente NAE¹, se puede observar que la tendencia de la severidad de los mismos en el corredor es decreciente, como se muestra en la Figura 17.

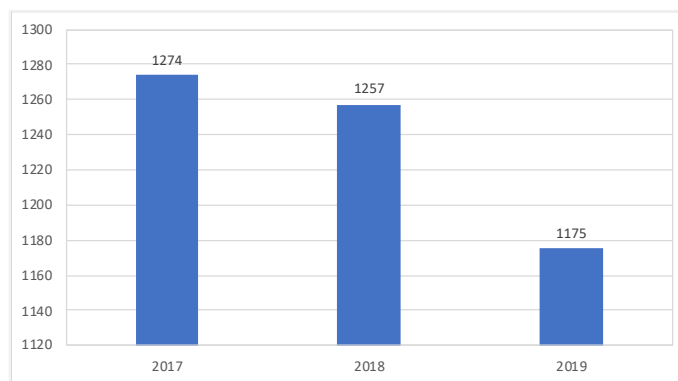


Figura 17 – Número de Accidentes Equivalentes 2017 - 2019

Fuente: Elaboración propia

En cuanto al tipo de siniestro, de acuerdo con la clasificación indicada en la Tabla 3, se puede establecer que el evento que más ocurre en el periodo de análisis es el que involucra a usuarios de motocicleta, seguido de las colisiones entre vehículos, las salidas de calzada, y el que menos registros posee es el choque con objeto fijo y los clasificados como otros (ver Figura 18).

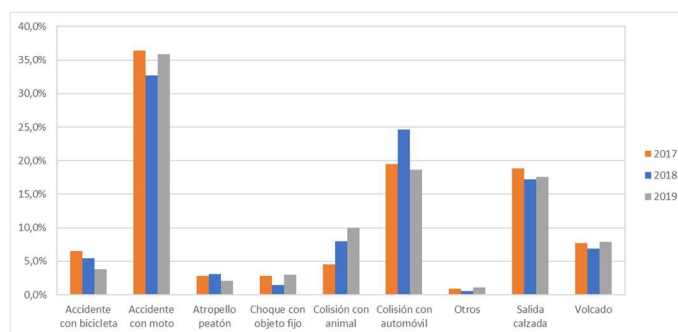


Figura 18 – Tipo de siniestro vial 2017 - 2019

Fuente: Elaboración propia

¹ NAE (Número de Accidentes Equivalentes) = # siniestros solo daños + 2 * # Siniestros con heridos + 13.4 * # siniestros con muertos SDM (2021) Concepto técnico para gestionar los planes de manejo de tránsito (PMT) por obra.

De acuerdo con lo evidenciado, el tipo de siniestro que más ocurre es el que involucra a uno de los grupos de usuarios vulnerables como son los motociclistas, lo cual coincide con la tendencia nacional²; Por otra parte, el alto número de salidas de calzada y volcamientos, nos da un indicio de posibles relaciones entre la siniestralidad y las características de la carretera.

No obstante lo anterior, se debe indicar que la forma agregada en que se reportan los casos que involucran a los usuarios vulnerables como ciclistas y motociclistas, no permite identificar el tipo de siniestro sufrido por estos usuarios; Por citar un ejemplo, es posible que un motociclista se salga de la calzada en una curva o caer de la motocicleta producto de deficiencias en la geometría o la superficie de rodadura de la vía, o colisionar con otra motocicleta. Así las cosas, si bien con esta forma de presentación de los datos se visibiliza de mejor manera la ocurrencia de accidentes con usuarios vulnerables, no es posible identificar los factores que causan dicha siniestralidad y por consiguiente, tomar medidas al respecto.

Por otra parte, al analizar el comportamiento del tipo de siniestro ocurrido en cada unidad funcional, podemos observar que en todas el siniestro con usuario de motocicleta es el que más se presenta, seguido de las colisiones vehiculares, y las salidas de calzada; Sin embargo; en la unidad funcional 3 esta tendencia cambia, y las salidas de calzada son el tipo de evento que más se registra, lo cual puede estar asociado con condiciones geométricas de la carretera, que posteriormente serán analizadas (ver Figura 19).

² Agencia Nacional de Seguridad Vial – Boletín Estadístico 2019.

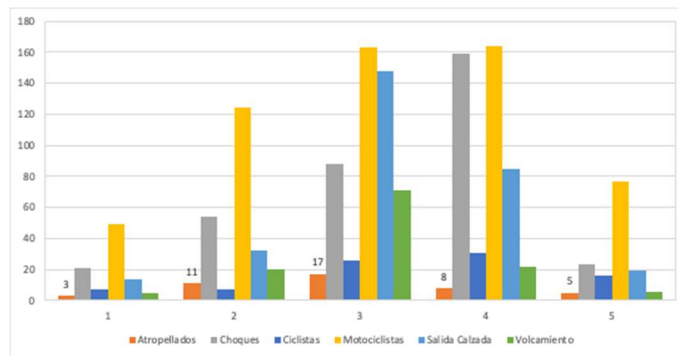


Figura 19 – Tipo de siniestro vial por unidad funcional 2017 – 2019

Fuente: Elaboración propia

En este mismo sentido, en la Figura 20 y Figura 21 se presentan, de manera porcentual, las víctimas mortales producto de los siniestros viales. Como se aprecia, los usuarios de motocicleta son los más afectados; En tercer lugar se encuentran los ciclistas, lo cual reitera que los usuarios vulnerables son los más impactados.

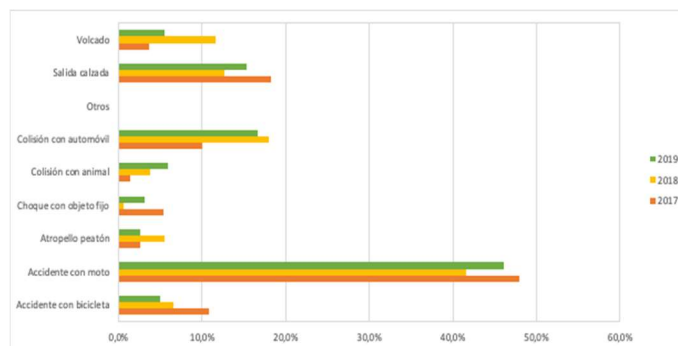


Figura 20 – Lesionados por tipo de siniestro vial 2017 - 2019

Fuente: Elaboración propia

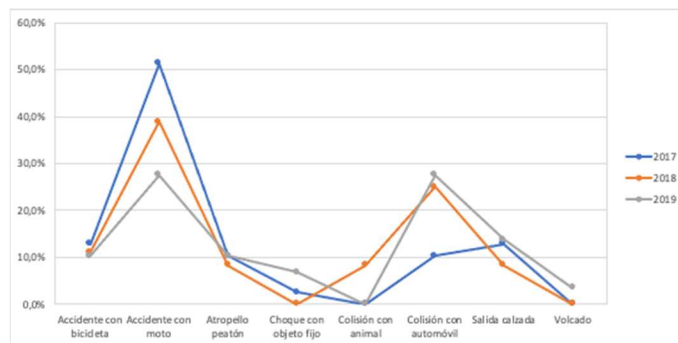


Figura 21 – Víctimas mortales por tipo de siniestro vial 2017 - 2019

Fuente: Elaboración propia

Ahora bien, con respecto a la ubicación en la que ocurren los AT, referida a las unidades funcionales de la carretera, podemos indicar que durante el periodo 2017 a 2019, el 6.5% de los casos se presentaron en la UF1, el 17% en la UF2, el 36.5% en la UF3, el 30.4% en la UF4, y el 9.6% en la UF5. Al normalizar el número de siniestros mediante el índice de Peligrosidad de Accidentes Totales IPAt³, podemos observar que teniendo en cuenta la longitud y el Tránsito Promedio Diario (TPD) que circula por las unidades funcionales, las UF4 y UF5 son las que registran los mayores índices de Peligrosidad, como se puede apreciar en la Figura 22.

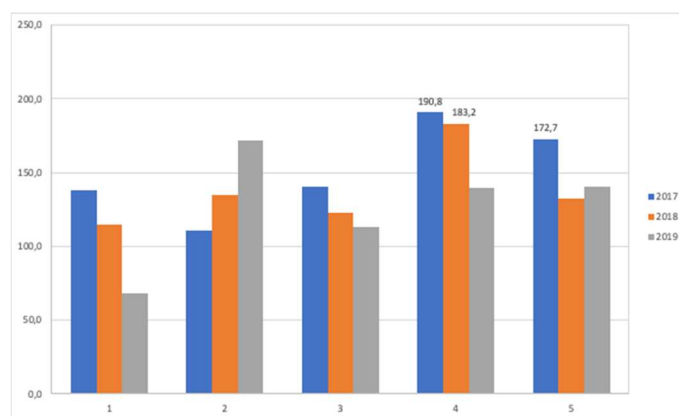


Figura 22 – índice de Peligrosidad por unidad funcional 2017 – 2019

Fuente: Elaboración propia

De igual forma, si analizamos el número de lesionados y fallecidos como consecuencia de los siniestros, podemos observar que es la UF 3 en la que más se registran casos, seguida de la UF4, la UF2, la UF1, y la UF5 (ver Figura 23). No obstante, al realizar este proceso de normalización de los datos a través del índice de Severidad⁴, se observa nuevamente que es la UF4 la que registran mayores índices, lo que puede apreciarse en la Figura 24.

³ $IPat = (10^8 \cdot N) / (TPD \cdot 365 \cdot L)$ Fuente Manual de Planeación y Diseño Para la Administración del Tránsito y el Transporte

⁴ $IS = 108 \cdot ((9 \cdot AF) + (1,5 \cdot AS) + Asimp) / (TPD \cdot 365 \cdot L)$ Fuente Manual de Planeación y Diseño Para la Administración del Tránsito y el Transporte

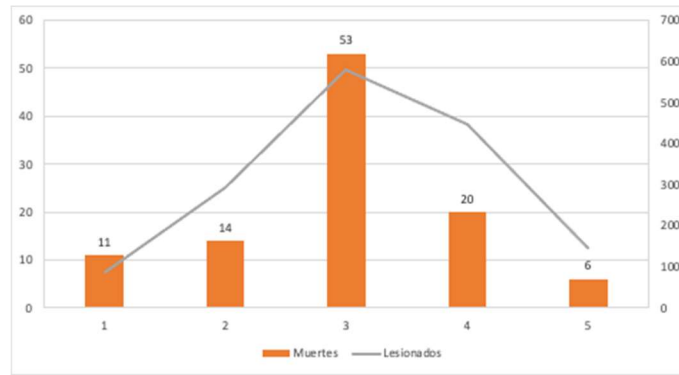


Figura 23 – Afectados por siniestros viales en unidades funcionales 2017 – 2019

Fuente: Elaboración propia

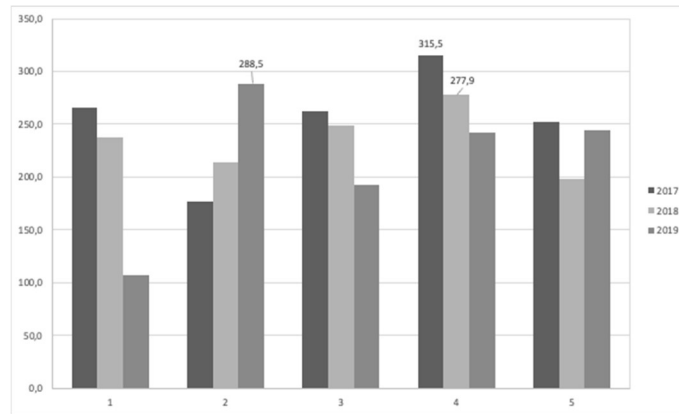


Figura 24 – Índice de Severidad por unidad funcional 2017 – 2019

Fuente: Elaboración propia

De acuerdo con todo lo anterior, la siniestralidad vial en el corredor muestra una tendencia decreciente, tanto en número como en severidad; Así mismo, es durante los meses de abril, junio, agosto, y diciembre cuando se registran los picos de casos en el año, y que en los fines de semana es cuando más se presentan siniestros, que se concentran a lo largo del día en las horas de máxima demanda del flujo vehicular.

Por otra parte, se detectó que los siniestros que más frecuentemente ocurren son los que involucran a los usuarios de motocicletas, los choques vehiculares y las salidas de calzada, y que los usuarios más afectados, tanto en víctimas mortales como en lesionados, son usuarios vulnerables motociclistas y ciclistas; En cuanto a la ubicación de los siniestros, se pudo determinar que pese a que en la unidad

funcional 3 es donde más se registran casos, es la UF4 la que muestra mayores índices de accidentes totales e índices de peligrosidad.

De acuerdo con lo anterior, se hace evidente que la siniestralidad vial en la carretera Neiva – Espinal - Girardot presenta una serie de patrones que permiten identificar las características de tiempo, modo y lugar en que ocurre la misma, lo cual posibilita que este fenómeno, que azota a la sociedad, sea tratado como eventos prevenibles, cuantificables, y lo que es más importante, que se puedan plantear medidas de mitigación con base en evidencia objetiva.

4.2. Análisis Exploratorio de Datos Espaciales por métodos gráficos

4.2.1. Distribución Espacial de la Siniestralidad

La identificación de cómo se distribuye la siniestralidad vial en el corredor concesionado se realizó mediante la herramienta de Mapas de Cortes Naturales provista por el Software GeoDa. El insumo empleado para ello, fue el mapa de unidades territoriales en las cuales se emplaza la carretera Neiva – Espinal - Girardot, al que le fue asociada la información de la accidentalidad. Para el ejercicio se emplearon las matrices de pesos espaciales basadas en contigüidad tipo reina.

El objetivo del análisis fue identificar como se distribuye la siniestralidad a lo largo del territorio, visualizando las áreas que se ven afectadas en mayor y menor medida por el fenómeno estudiado; Así mismo, establecer el comportamiento de dicha distribución durante el periodo 2017 a 2019. Las variables consideradas fueron la siniestralidad total registrada, los atropellos, las muertes, los siniestros con usuarios de bicicleta, con usuario de motocicleta, los choques vehiculares, y las salidas de calzada.

El primer mapa elaborado para representar en el territorio el total de siniestros ocurridos en el periodo 2017 - 2019, crea 3 categorías para la visualización de los datos con los siguientes rangos: áreas con menos de 31 siniestros, entre 31 y 58 siniestros, y más de 58 siniestros, como se aprecia en la Figura 25. Estos rangos son escogidos de acuerdo con la escala de visualización deseada.

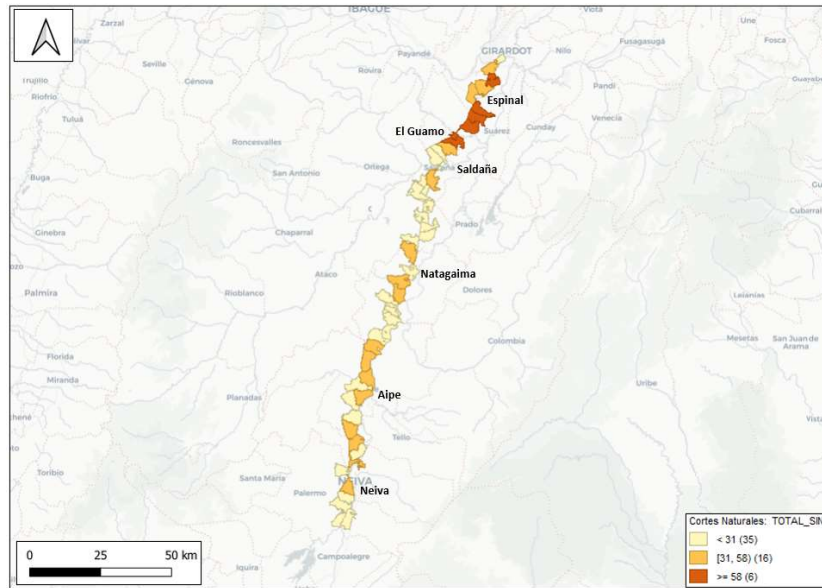


Figura 25 – Distribución total accidentes 2017 – 2019

Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

Como se observa, a lo largo de la totalidad del corredor se registran 35 áreas con menos de 31 siniestros, 16 zonas con entre 31 y 58, y finalmente 6 zonas con más de 58 casos. Con la información que nos provee este mapa, podemos identificar que cerca de los centros poblados se registra un mayor número de AT que en las zonas alejadas de ellos, y que en el sector comprendido entre Saldaña y Girardot (unidad funcional 4 y 5) se presentan las áreas con mayor número de siniestros.

Al realizar el análisis comparativo de la siniestralidad total para cada uno de los años del periodo en estudio, se aprecia la misma tendencia que la mostrada en la Figura 25 y es que las zonas con mayor presencia de siniestros se encuentran cerca a los centros poblados, y que en el tramo de vía entre Saldaña y Girardot se registran las áreas con mayor accidentalidad del corredor (ver Figura 26).

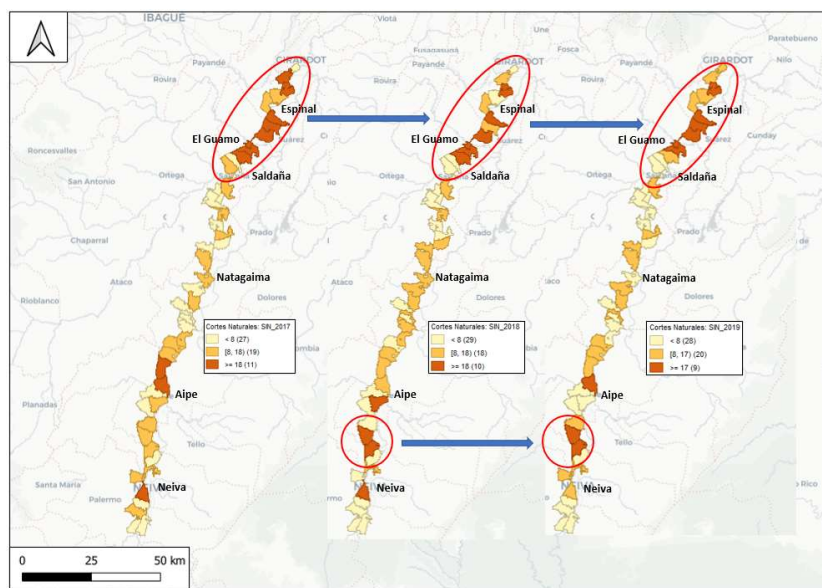


Figura 26 – Comparativo distribución accidentes totales 2017 – 2019

Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

De la misma manera como se procedió para la siniestralidad total, se elaboró el mapa de cortes naturales para identificar las áreas del territorio en las que se registran las muertes por AT en el periodo 2017 - 2019. En la Figura 27, se puede apreciar cómo se categorizaron las áreas del corredor con presencia de menos de 2 fallecidos producto de estos eventos, entre 2 y 4 fallecidos, y más de 4 fallecidos. La tendencia observada nuevamente, es que las muertes se concentran en las zonas aledañas a los centros poblados, pero esta vez, en el sector en que más se registran fallecidos es entre Saldaña y el Guamo (unidad funcional 4), como se muestra en la Figura 27.

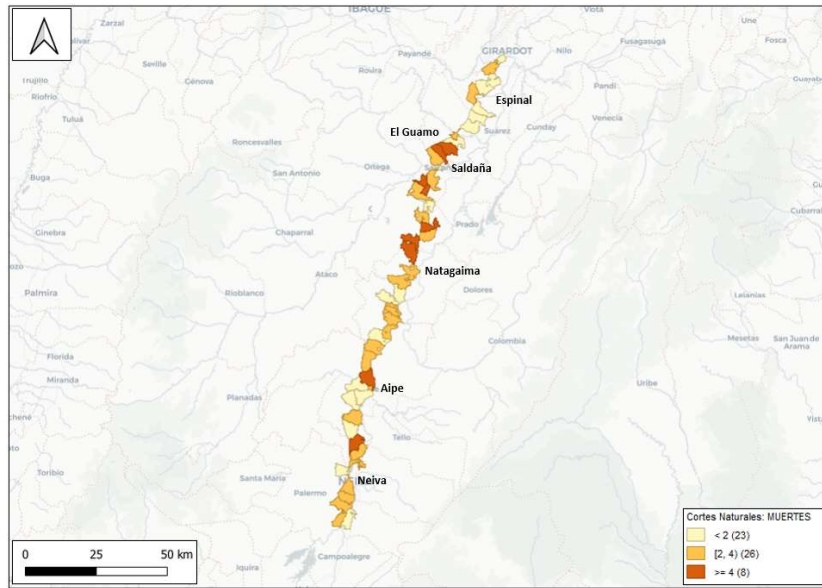


Figura 27 –Distribución muertes por accidentes 2017 – 2019

Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

Por otra parte, con el fin de observar el comportamiento de los siniestros en que se vieron involucrados los usuarios vulnerables (Peatones, Ciclistas y Motociclistas), se realizaron los mapas de cortes naturales respectivos. El análisis inició con los atropellos viales para el periodo 2017 - 2019, categorizándose en áreas con menos de 1 atropello, entre 1 y 2 atropellos y más de 2 (ver Figura 28). Como resultado, se identifica que estos eventos ocurren a lo largo de todo el corredor, con algunos puntos con mayor intensidad. Al observar el comportamiento multianual de los atropellos, se puede ver que en los territorios entre Neiva y Aipe (unidad funcional 2), al norte de Natagaima (unidad funcional 3), y entre Saldaña y Girardot (unidad funcional 4 y 5), son en los que año a año ocurren mayor número de casos, como se muestra en la Figura 29.

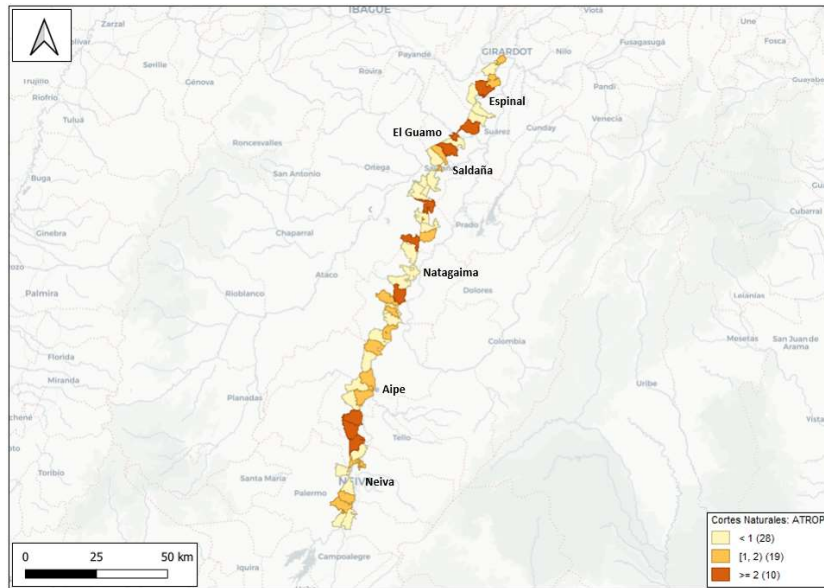


Figura 28 –Distribución atropellos 2017 – 2019
Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

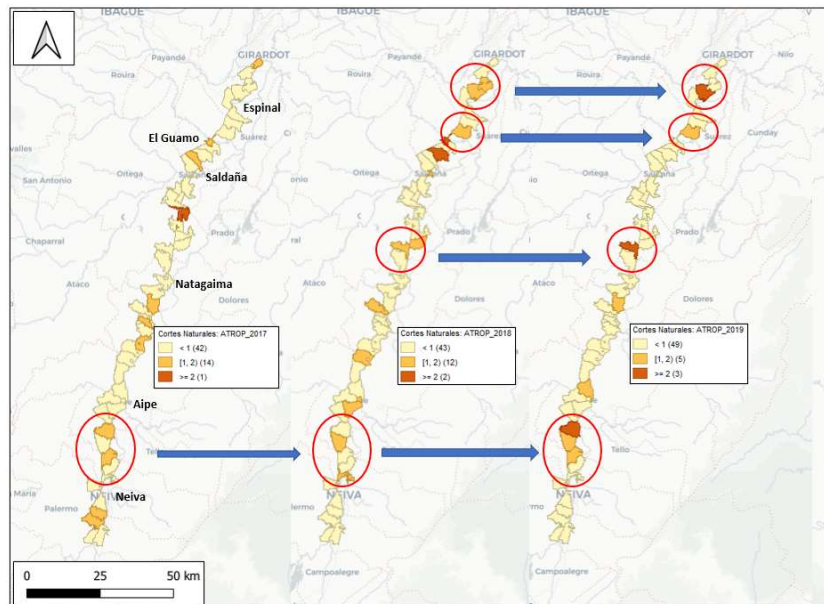


Figura 29 – Comparativo distribución atropellos 2017 – 2019
Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

Con relación a los accidentes de tránsito que involucran a usuarios de bicicleta para el periodo 2017 - 2019, el mapa de cortes naturales elaborado muestra que las unidades territoriales que más registran este tipo de eventos son las que se encuentran al norte de Natagaima, y en el sector comprendido entre Saldaña y

Girardot, como se muestra en la Figura 30. Esta tendencia se mantiene durante cada uno de los años analizados (ver Figura 31).

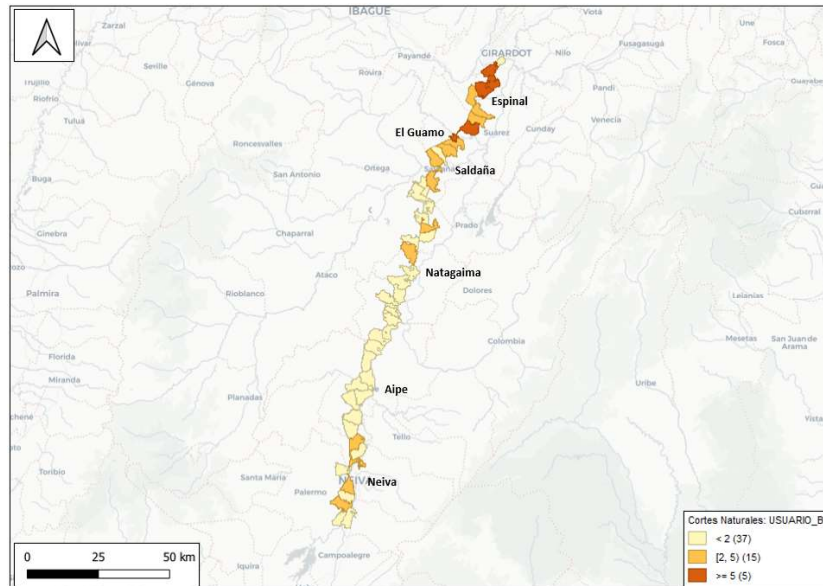


Figura 30 – Distribución siniestros usuarios bicicleta 2017 – 2019
Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

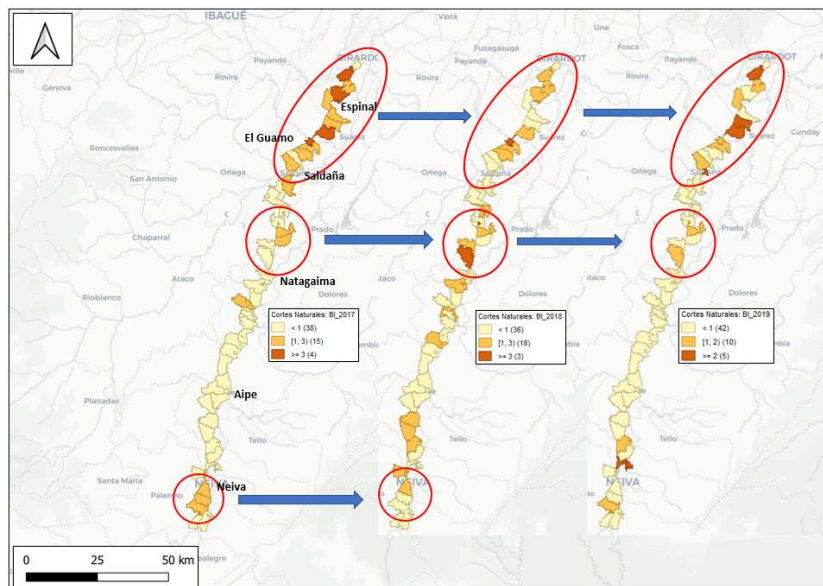


Figura 31 – Comparativo distribución siniestros usuarios bicicleta 2017 – 2019
Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

Por otra parte, se observó la distribución espacial de los siniestros que involucran usuarios de motocicleta para el periodo 2017 - 2019, encontrándose que estos se concentran principalmente entre Neiva y Aipe (unidad funcional 2), y entre Saldaña y Girardot (unidad funcional 4 y 5) como se aprecia en la Figura 32.

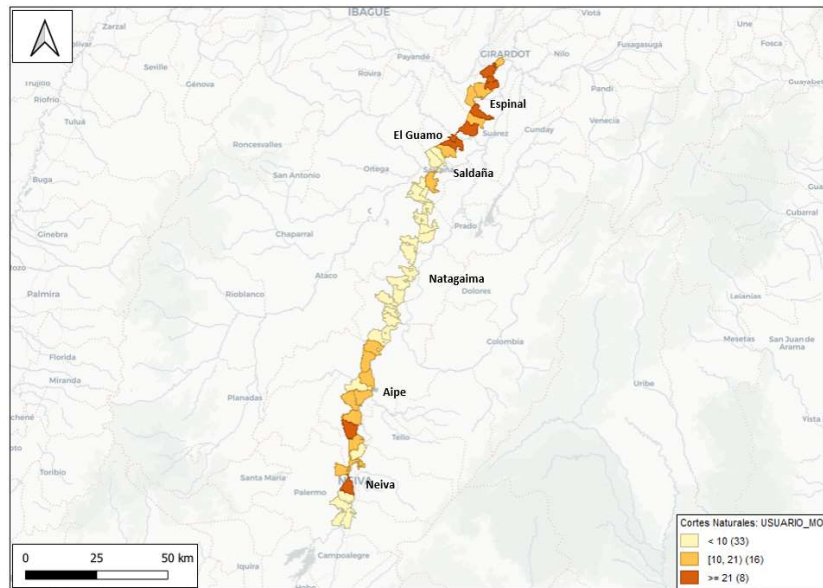


Figura 32 – Distribución siniestros usuarios motocicleta 2017 – 2019

Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

Estos mismos sectores se observan cuando se elaboran los mapas de cortes naturales para el periodo 2017 – 2019 con este tipo de accidente de tránsito (ver Figura 33).

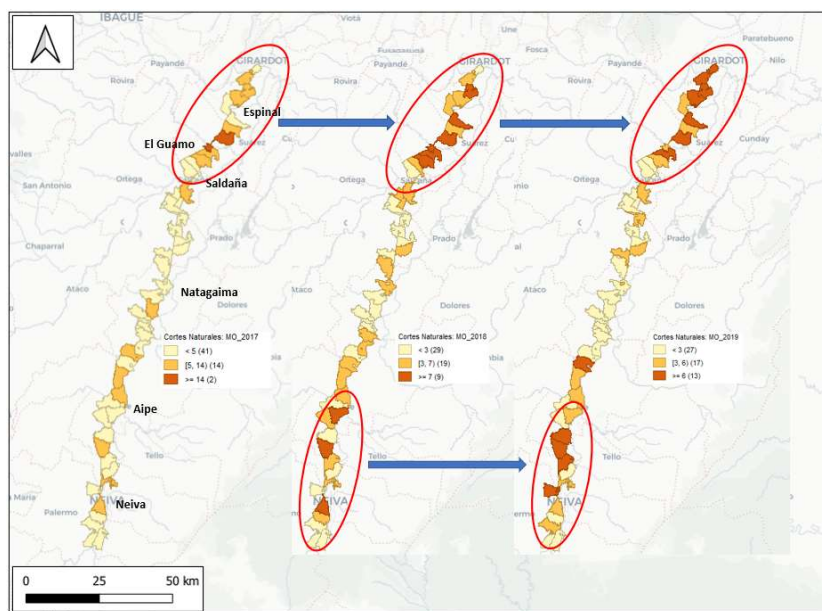


Figura 33 – Comparativo distribución siniestros usuarios motocicleta 2017 – 2019

Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

Finalmente, se realizaron los mapas de cortes naturales para identificar la forma en que se distribuyen las colisiones vehiculares y las salidas de calzadas en el territorio durante el periodo 2017 - 2019, por ser estos los eventos que más ocurren en el corredor. Con relación a las colisiones vehiculares, se pudo establecer que en general se presentan de manera uniforme a lo largo del área analizada, con unos valores superiores en el tramo comprendido entre Saldaña y Girardot (ver Figura 34).

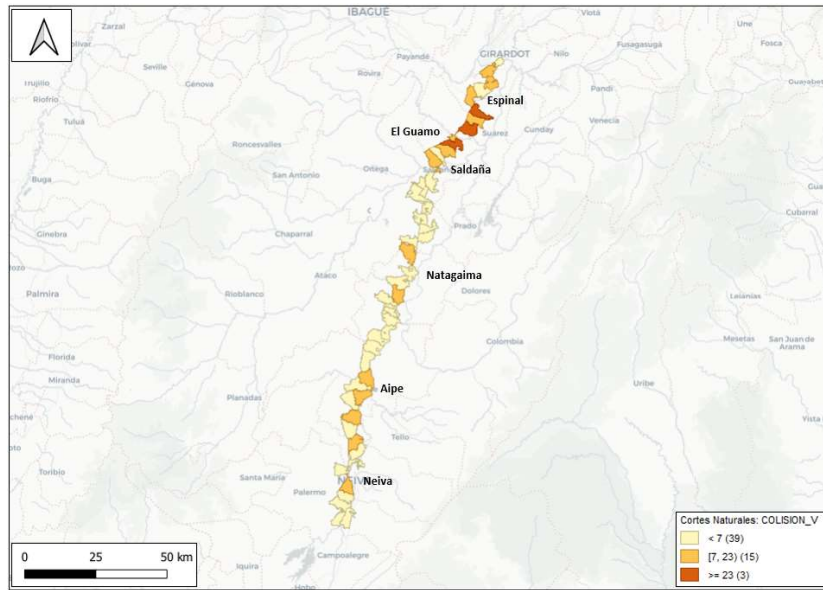


Figura 34 – Distribución colisiones vehiculares 2017 – 2019
 Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

En cuanto a las salidas de calzada, se observa que ocurren en mayor medida en los territorios entre Aipe y Natagaima (unidad funcional 3), al norte de Natagaima (unidad funcional 3), y entre Saldaña y el Espinal (unidad funcional 4), como se visualiza en la Figura 35.

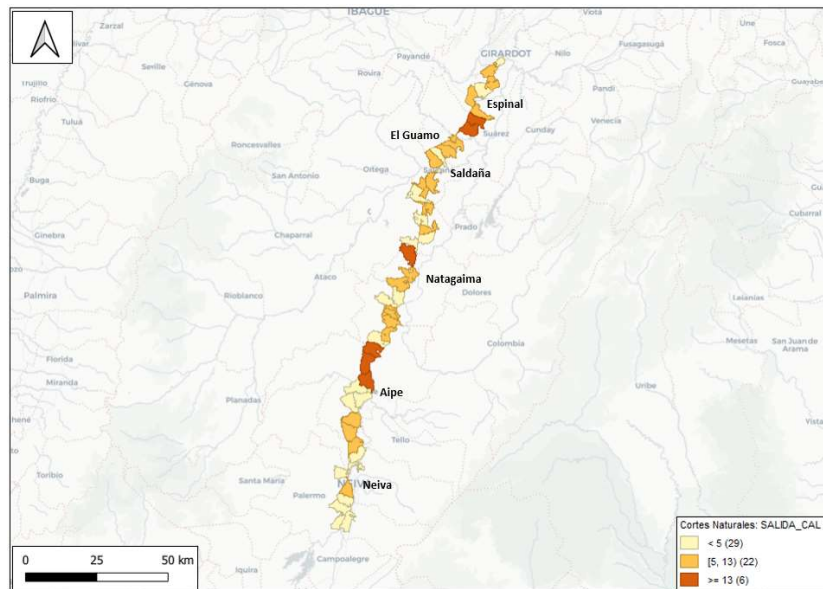


Figura 35 – Distribución salidas de calzada 2017 – 2019
 Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

De acuerdo con el análisis realizado anteriormente, es posible indicar que por medio del Análisis Exploratorio de Datos Espaciales con métodos gráficos, como es el caso de los mapas de cortes naturales, es posible identificar las áreas del territorio en que se emplaza la siniestralidad vial y en cuales zonas ocurre este fenómeno en menor o mayor medida. En el caso de la carretera que se está analizando, por medio de esta herramienta fue posible visualizar la forma en que se distribuyen los accidentes de tránsito en el corredor y las áreas en que posiblemente se concentra este fenómeno. Se pudo comprobar que es la unidad funcional 4 en la que la siniestralidad se presenta en mayor número y severidad, y que la unidad funcional 1 es la menos afectada por este flagelo.

La información obtenida por medio de los mapas de cortes naturales, nos deja ver que la accidentalidad vial no es un fenómeno netamente aleatorio que ocurre en el corredor, si no que presenta una serie de patrones tanto en el territorio como a través del tiempo, los cuales son relevantes para entender su comportamiento, a la vez que proporcionan evidencia objetiva que puede ser empleada para adelantar planes de acción con el fin de mitigar la ocurrencia de este fenómeno.

4.2.2. Identificación de Atípicos Espaciales

Una vez identificado como se distribuye la siniestralidad en el territorio en que se emplaza la carretera Neiva – Espinal – Girardot, y detectando lo que sería una posible concentración de casos en las unidades funcionales 4 y 5 correspondientes al tramo de vía entre Saldaña y Girardot, se procedió a emplear otra herramienta disponible en el software GeoDa, denominada mapas de cajas, la cual nos permite visualizar aquellas áreas del territorio que registran valores atípicos. Para el ejercicio se emplearon las matrices de pesos espaciales basadas en contigüidad tipo reina.

El mapa de cajas complementado con el diagrama de cajas, tiene como principal ventaja que permite visualizar las áreas del territorio que registran casos atípicos inferiores y superiores de accidentalidad vial. La construcción del mapa se realiza a partir del cálculo de los diferentes cuartiles en que se presentan los datos analizados. El primer cuartil corresponde al que se ubica máximo el 25 % de los datos, y el tercer cuartil máximo el 75 %, y la mediana corresponde al valor del

segundo cuartil. El cálculo de los límites inferior y superior resulta de multiplicar el valor de la bisagra escogida para el ejercicio (1.5 o 3) al intervalo intercuartil (tercer cuartil menos primer cuartil), y restando este producto al primer cuartil (límite inferior), o sumando al tercer cuartil (límite superior).

Para el caso de la carretera en estudio, se creó un mapa de cajas y diagrama de cajas con bisagra de 1.5 con la totalidad de siniestros ocurridos en el periodo 2017 - 2019, evidenciándose que no se registran áreas con atípicos inferiores de siniestros, y los atípicos superiores (áreas con más de 70 siniestros), se ubican en el sector comprendido entre el Guamo y El Espinal (unidad funcional 4), como se aprecia en la Figura 36.

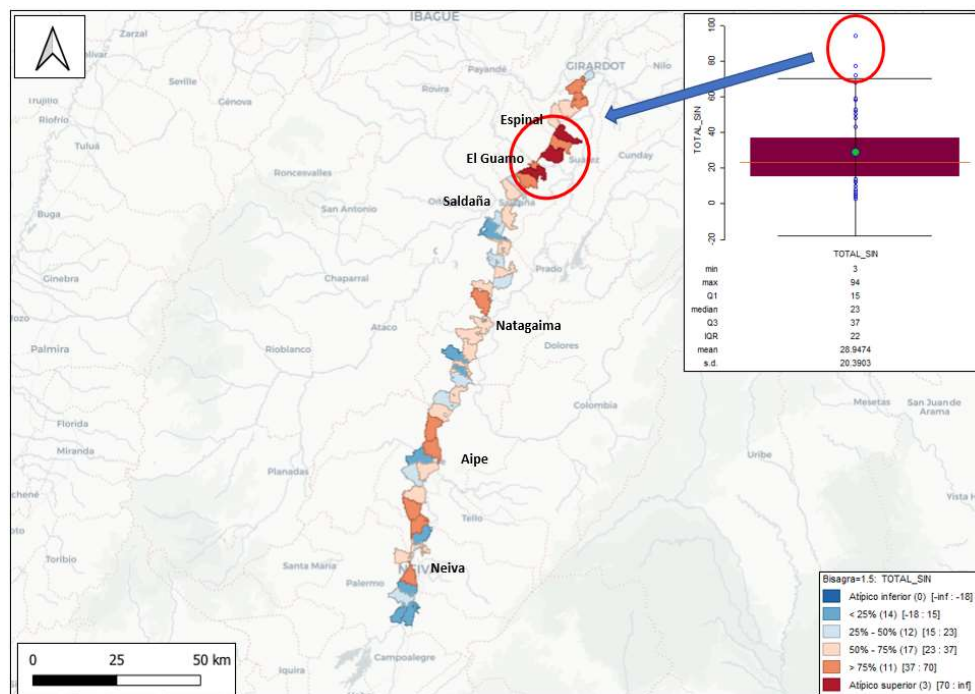


Figura 36 – Mapa y Diagrama de cajas total siniestralidad 2017 – 2019

Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

Así las cosas, se pudo establecer empleando la herramienta de mapa y diagrama de cajas de que dispone GeoDa, como en las unidades territoriales ubicadas entre el Guamo y El Espinal (unidad funcional 4 de la carretera), se registran valores atípicos superiores de siniestralidad vial excepcionalmente altos, que no son representativos en la distribución general del fenómeno que estamos analizando. Si

bien estos datos pudiesen ser considerados como errores de registro, a la luz de la seguridad vial, en estas zonas posiblemente se está presentando un gran número de siniestros asociados a múltiples factores como la presencia de intersecciones con otras vías, zonas densamente pobladas, etc, situaciones que no pueden ser desechadas de los análisis.

Con la información de las zonas atípicas identificadas en estos mapas, los planeadores de la seguridad vial pueden realizar inspecciones detalladas a las mismas con el fin de identificar los factores de riesgo generadores del problema como puede ser la presencia de intersecciones con otras vías mal diseñadas o deficientemente señalizadas, cruces por zonas suburbanas sin adecuada señalización, pasos peatonales no señalizados, etc., y tomar los correctivos que sean del caso.

4.2.3. Medición de la Autocorrelación Espacial

La valoración de la autocorrelación espacial, es decir, el grado de concentración o dispersión que presentan los datos de siniestralidad vial en el territorio en que se emplaza la carretera Neiva – Espinal - Girardot, se realizó mediante el Índice Global de Moran. En el software Geoda, la herramienta disponible para ello es el Diagrama de Dispersión Global de Moran Univariante el cual representa el tipo de autocorrelación espacial en cuatro cuadrantes de un plano cartesiano, donde los cuadrantes superior derecho e inferior izquierdo representan autocorrelación positiva, y el superior izquierdo y el inferior derecho autocorrelación negativa. Para el ejercicio se emplearon las matrices de pesos espaciales basadas en contigüidad tipo reina.

En el software GeoDa, la valoración de la autocorrelación espacial se realiza a través del proceso de aleatorización, mediante el cual los datos de las unidades espaciales se intercambian (permutan) al azar, obteniéndose diferentes valores de autocorrelación que se comparan con el valor obtenido, y posteriormente la definición de la hipótesis nula, en la cual H_0 indica que la accidentalidad se distribuye de manera aleatoria en el espacio, y la hipótesis alternativa H_a que existe autocorrelación espacial; Para ello, es necesario definir el grado de significancia

estadística o confiabilidad deseada, que puede estar entre 5 % (0.05) y 1 % (0.01) lo cual depende de la importancia del problema; Si el p-valor obtenido en el proceso de aleatorización es inferior al nivel de significancia elegido, se rechaza la hipótesis nula y se acepta la alternativa⁵.

En la Figura 37 se puede apreciar el Diagrama de Dispersión de Moran elaborado con los datos de la totalidad de los siniestros viales ocurridos en el territorio de la carretera, y el resultado de la aleatorización de los datos después de 10.000 permutaciones.

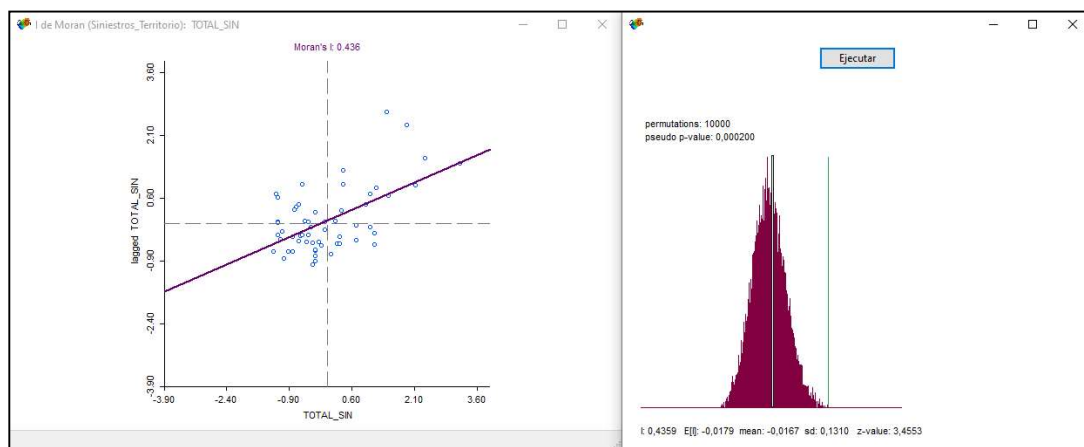


Figura 37 – Diagrama dispersión de Moran total siniestralidad 2017 – 2019

Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

El resultado del p-valor obtenido (p-valor=0.000200) para un Índice de Moran de ($i=0.44$), permiten rechazar la hipótesis nula y aceptar la alternativa, lo que nos indica que los datos de los siniestros ocurridos en el corredor presentan autocorrelación espacial positiva, es decir, que se encuentran formando agrupaciones.

De acuerdo con esto, es posible asegurar con evidencia objetiva, que la siniestralidad vial en la carretera Neiva – Espinal - Girardot no es un fenómeno que se presente de manera aleatoria en el corredor, sino que se encuentra formando agrupaciones o clústeres, los cuales al ser identificados, facilitarán la

⁵ Celemín (2009).

implementación de medidas tanto preventivas como correctivas por parte de los planeadores de la Seguridad Vial de las Carreteras.

No obstante lo anterior, teniendo en cuenta que por medio de esta técnica del Análisis Exploratorio de Datos Espaciales no es posible visibilizar las zonas del territorio donde se encuentran las mencionadas agrupaciones, se debe hacer uso de las herramientas como los Indicadores Locales de Asociación Espacial (LISA), para detectarlas.

4.2.4. Determinación de agrupaciones o Clústeres

La determinación de las áreas del territorio en que se presentan agrupaciones o clústeres con siniestralidad vial, se llevó a cabo mediante la herramienta de Índice de Moran Local Univariante con la variable de la totalidad de siniestros ocurridos en el periodo 2017 – 2019 en el área analizada, la cual arroja como resultado un mapa en el que se pueden visualizar las zonas con presencia de clústeres en 4 categorías adelante mostradas. Para el ejercicio se emplearon las matrices de pesos espaciales basadas en contigüidad tipo reina.

- Alto – Alto: Zonas con concentración alta de siniestros, rodeada de zonas con concentraciones altas.
- Bajo – Bajo: Zonas con concentraciones bajas de siniestros, rodeadas de zonas con concentraciones bajas.
- Bajo – Alto: Zonas con concentraciones bajas de siniestros, rodeadas de zonas con concentraciones altas.
- Alto – Bajo: Zonas con concentración alta de siniestros, rodeada de zonas con concentraciones bajas.

El mapa también muestra aquellas áreas del territorio en las que las agrupaciones no registran significancia estadística, es decir, aquellas en las que existe la probabilidad de presencia de clústeres inferior al 90%. Para el área en estudio, se pudo identificar la existencia de 10 zonas con clústeres de siniestralidad, 4 de ellas del tipo Bajo – Bajo, y 6 de la categoría Alto – Alto, como se muestra en la Figura 38 y Figura 39.

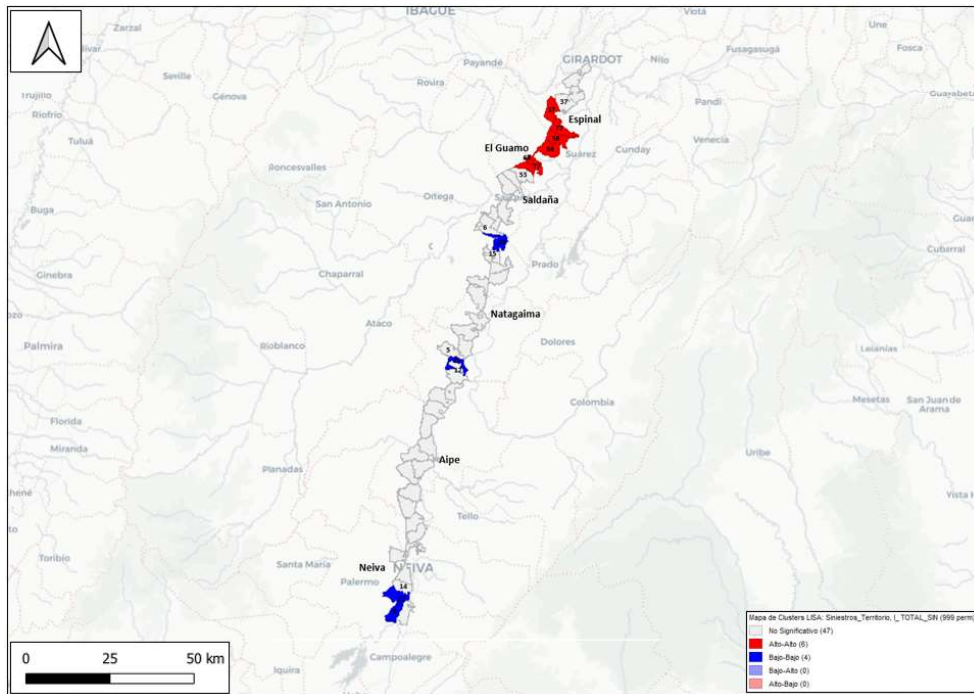


Figura 38 – Mapa Moran Local Univariante total siniestros 2017 – 2019

Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

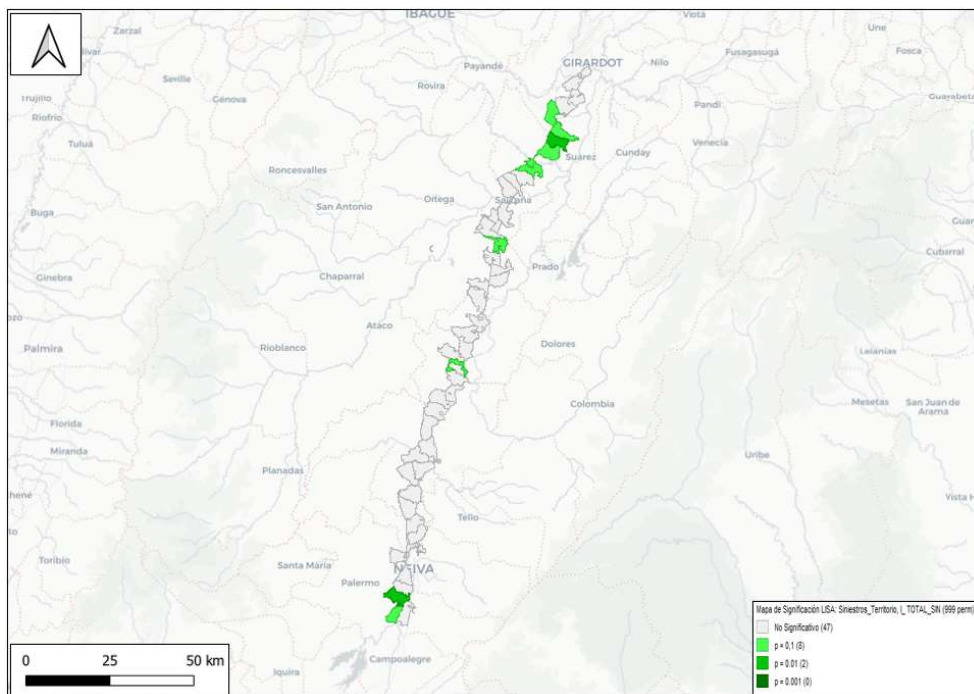


Figura 39 – Mapa significancia Moran Local Univariante total siniestros 2017 – 2019

Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

Lo evidenciado en estos dos mapas, especialmente en la Figura 38, comprueba con evidencia objetiva lo que en secciones anteriores de este documento se ha venido indicando, y es que la siniestralidad vial en la carretera Neiva – Espinal - Girardot no obedece a fenómenos aleatorios, sino que se presenta en forma agrupada o de clústeres en el territorio; Así mismo, se comprueba que es el tramo de carretera entre Saldaña y El Espinal (unidad funcional 4), en el que se concentran los valores altos de la siniestralidad, y que en el territorio de la unidad funcional 1 ocurre la menor cantidad de casos.

Por otra parte, de manera similar a como se realizó en el territorio donde se emplaza la carretera, se procedió a determinar el Índice de Moran Local Univariante de que dispone GeoDa para el total de siniestros ocurridos en el periodo 2017-2019 en la carretera propiamente dicha, con el objetivo de identificar aquellos elementos geométricos en los que se concentra la siniestralidad vial. El mapa obtenido deja ver que a lo largo del trazado se registran 61 puntos con concentración de siniestros categorizados de la siguiente manera:

- Alto – Alto: 8
- Bajo – Bajo: 18
- Bajo – Alto: 23
- Alto – Bajo: 12

Teniendo en cuenta la gran cantidad elementos geométricos con que cuenta la carretera en análisis, en la Figura 40 y Figura 41 se muestran las tangentes y curvas en las cuales se registran los clústeres Alto – Alto de la totalidad del corredor, por ser estos los elementos que sería necesario estudiar a fondo, y analizar alternativas de intervención.

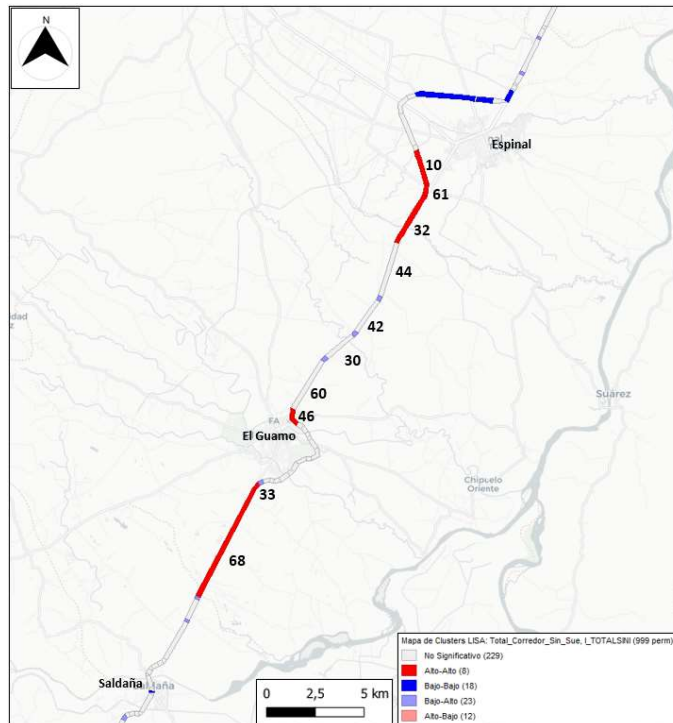


Figura 40 – Mapa Moran Local Univariante siniestros geometría 2017 – 2019
Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

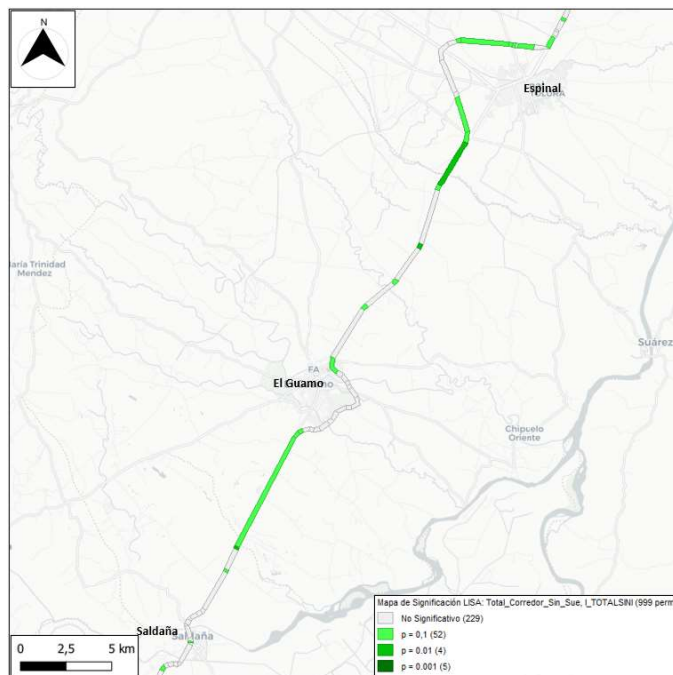


Figura 41 – Mapa significancia Moran Local Univariante siniestros geometría 2017 – 2019
Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

Como se puede apreciar, se ratifica que es el sector entre Saldaña y El Espinal en el que se registran los clústeres con valores altos de siniestralidad; De manera específica, en la Figura 40 se observa que en estas tangentes y curvas se presentan concentraciones hasta de 68 accidentes de tránsito para el periodo 2017-2019.

4.2.5. Análisis de la Dependencia Espacial

El análisis de la dependencia espacial, que tiene como objetivo evaluar las relaciones espaciales que existen entre la siniestralidad y el entorno en que esta ocurre, entendiéndose como entorno las características del territorio como los usos del suelo, la densidad poblacional, los elementos del diseño geométrico de la carretera, etc. Para la carretera Neiva – Espinal - Girardot, estas relaciones espaciales fueron evaluadas por medio de dos métodos: Regresión por Mínimos Cuadrados Ordinarios (OLS), y mediante la Regresión Geográficamente Ponderada (GWR).

Se debe indicar que, para la valoración adelantada el entorno caracterizado fue la geometría de la carretera de acuerdo con lo indicado en el capítulo de metodología empleando el archivo shapefile creado con el eje de la vía, el uso del suelo aledaño a esta y el tránsito promedio diario. Como se explicó en el capítulo metodológico, el eje vial fue subdividido y cada uno de los elementos geométricos del trazado (tangentes y curvas) fue transformado en entidades espaciales a las que les fueron asociadas la información de siniestralidad, usos del suelo, y TPD.

Las unidades en que se encuentran las variables analizadas son las siguientes:

- Longitud del elemento: metros
- Área de usos del suelo en cada elemento geométrico: Fanegadas
- TPD: Vehículos - día

Para iniciar la modelación de la dependencia espacial, en primer lugar fue necesario explorar las relaciones existentes entre la siniestralidad (diferentes tipos de siniestros), y las características del entorno de la misma (geometría, usos del suelo, TPD). Este proceso fue realizado mediante la herramienta de Diagrama de

Dispersión que posee GeoDa, la cual representa, en forma de nubes de puntos, la relación existente entre dos variables X y Y, permitiendo identificar el grado de correlación o dependencia entre las mismas. La gráfica que arroja como resultado GeoDa presenta, entre otra información, el coeficiente R^2 de ajuste de las variables analizadas. Con base en estas gráficas es posible identificar cuales variables explicativas pueden ser consideradas como candidatas para representar los fenómenos que deseamos evaluar.

De acuerdo con lo anterior, en primer lugar se evaluaron las relaciones entre los diferentes tipos de siniestros ocurridos en el periodo 2017 – 2019 y la longitud de cada uno de los elementos de la geometría de la carretera (tangentes y curvas); Se debe tener en cuenta que, al involucrar en el análisis la longitud de las curvas, indirectamente se analizaron características como el radio, y el delta de las mismas. El resultado obtenido puede observarse en la Figura 42.

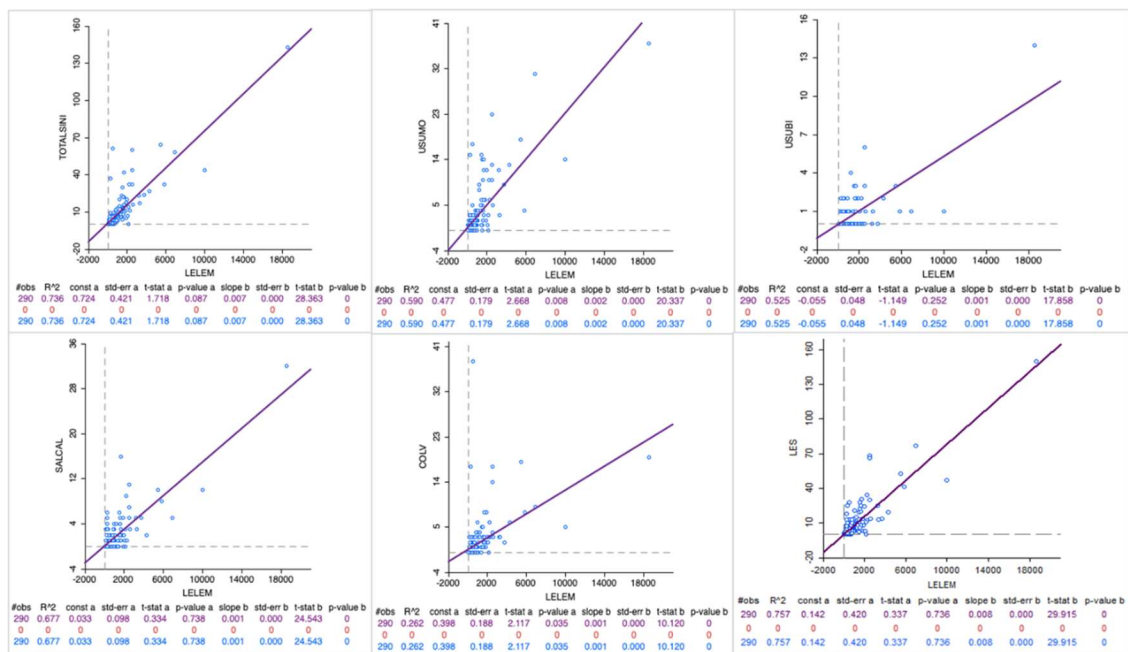


Figura 42 – Diagramas de dispersión siniestros - Geometría 2017 – 2019

Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

Donde:

LELEM: Longitud del elemento geométrico analizado.

TOTALSINI: Total de siniestros ocurridos en el periodo 2017-2019.

USUMO: Total de siniestros ocurridos con usuario de motocicleta en el periodo 2017-2019

USUBI: Total de siniestros ocurridos con usuario de bicicleta en el periodo 2017-2019.

SALCAL: Total de siniestros ocurridos por salida de calzada en el periodo 2017-2019.

COLV: Total de siniestros ocurridos por colisiones vehiculares en el periodo 2017-2019.

LES: Total lesionados por siniestros viales en el periodo 2017-2019.

Como puede apreciarse, la variable explicativa LELEM presenta una correlación positiva con las variables dependientes TOTALSINI, USUMO, USUBI, SALCAL, COLV, y LES.

De esta misma manera, se evaluó la relación existente entre los siniestros ocurridos en curvas para el periodo 2017 – 2019 (SINCURV) y los elementos geométricos de estas como el radio de la curva (RADIO), el delta de las entretangencias (DELTA) y la longitud de las espirales (LONGES), encontrándose relaciones bajas que no ameritan ser priorizadas para análisis posteriores, como puede apreciarse en la Figura 43.

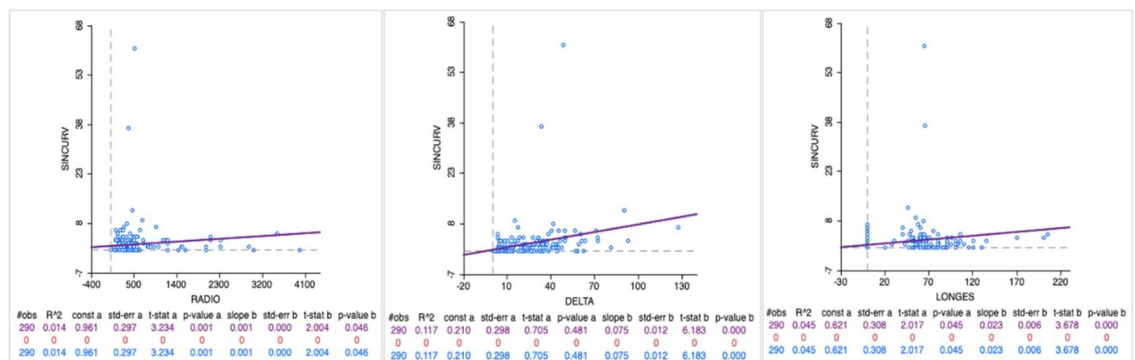


Figura 43 – Diagramas de dispersión siniestros curvas - Geometría 2017 – 2019

Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

Pese a lo anterior, el diagrama de dispersión de los siniestros en curvas vs el radio del elemento, muestra como la mayor proporción de accidentes viales en el corredor ocurren en curvas con diámetro inferior a 500m, lo cual puede ser empleado para

definir criterios especiales de señalización en estos elementos, o implementar dispositivos de seguridad vial particulares.

En este punto, habiendo identificado los tipos de siniestros y las características geométricas que son susceptibles de ser modelados mediante análisis de regresión OLS y GWR, se realizaron los mismos diagramas de dispersión pero ahora involucrando el uso del suelo y el TPD.

Para el caso de la variable TOTALSINI, los diagramas de dispersión muestran correlaciones positivas con el uso de suelo de suburbano, y el TPD, como se aprecia en la Figura 44. De igual manera, se procedió con el siniestro con usuario de motocicleta, con usuario de bicicleta, y el número de lesionados por siniestros viales, observándose correlaciones positivas con el uso del suelo tejido urbano continuo, uso del suelo suburbano, uso del suelo de cultivos, uso del suelo pastos y el TPD (Figura 44 a Figura 47).

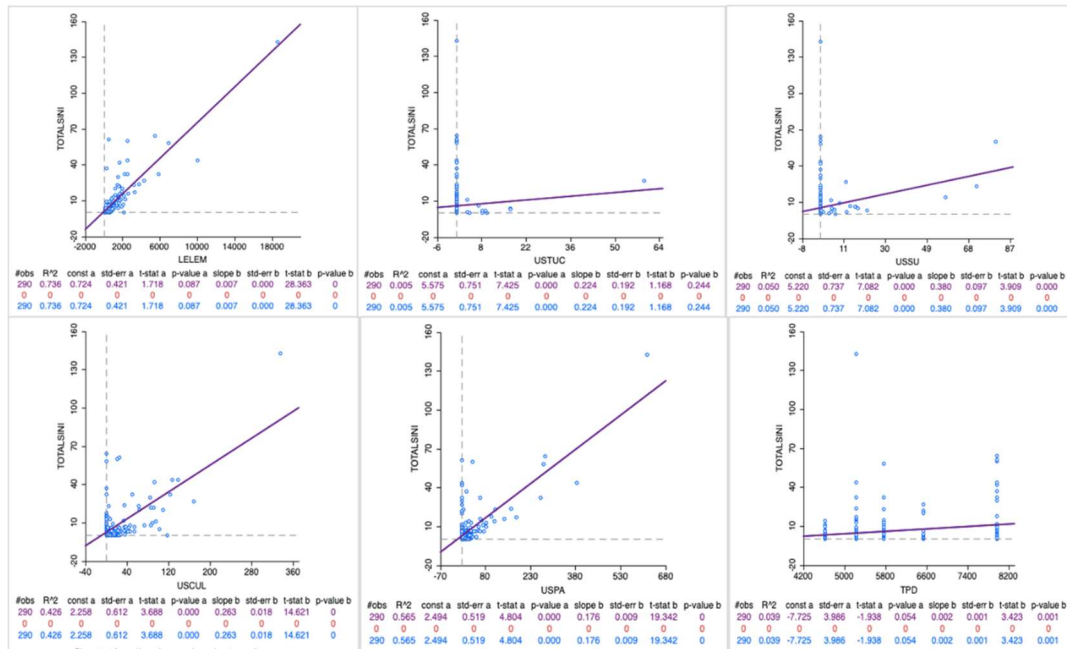


Figura 44 – Diagramas de dispersión total siniestros usos del suelo TPD 2017 – 2019

Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

Donde:

USTUC: Uso del suelo tejido urbano continuo.

USSU: Uso del suelo suburbano.

USCUL: Uso del suelo cultivos.

USPA: Uso del suelo pastos.

TPD: Tránsito promedio diario.

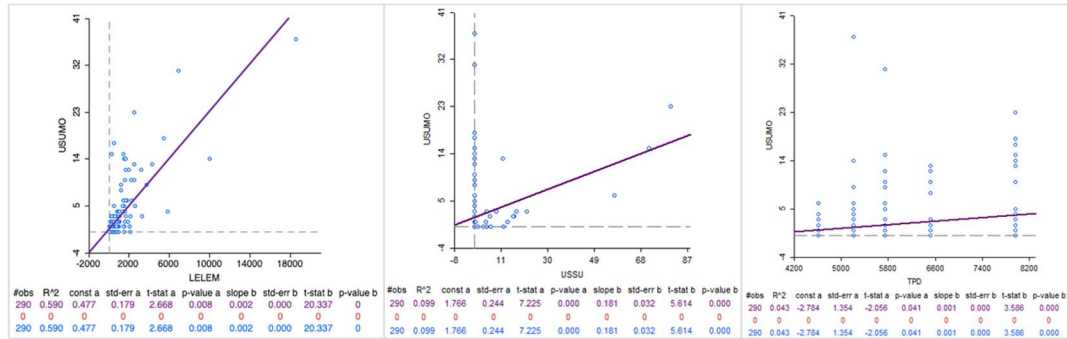


Figura 45 – Diagramas de dispersión usuario motocicleta suelo TPD 2017 – 2019

Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

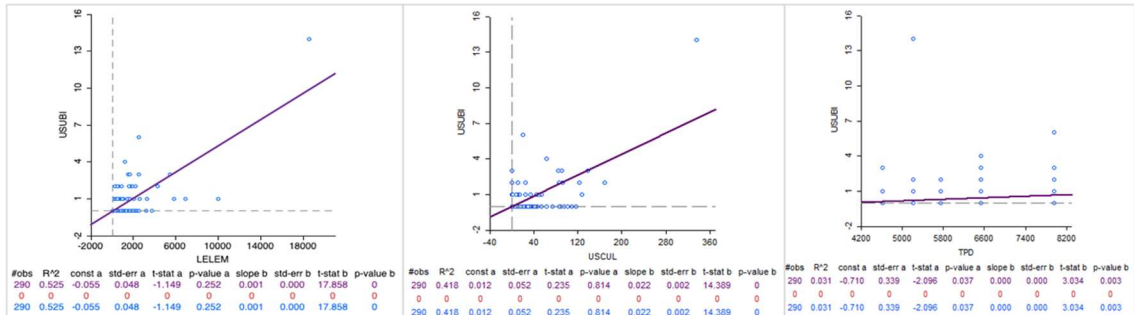


Figura 46 – Diagramas de dispersión usuario bicicleta suelo TPD 2017 – 2019

Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

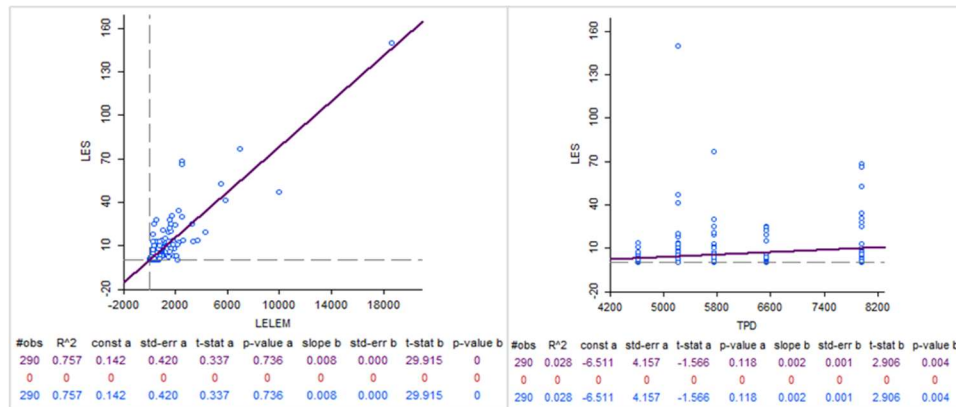


Figura 47 – Diagramas de dispersión lesionados TPD 2017 – 2019

Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

4.2.5.1. Regresión Ordinaria por Mínimos Cuadrados – OLS

Analizado lo anterior, se procedió a construir el primer modelo de regresión OLS con la variable dependiente TOTALSINI, y como variables independientes LELEM, (USSU), (USTUC), (USCUL), (USPA), y el TPD.

El modelo de regresión empleado es el siguiente:

$$Y = \beta_0 + \beta_1X_1 + \beta_2X_2 + \dots \beta_nX_n + \varepsilon$$

Se realizó inicialmente la regresión OLS empleando el software GeoDa con el fin de verificar la significancia de las variables explicativas definidas; El resultado obtenido fue el siguiente:

$$\text{TOTALSINI} = -9.9021 + 0.0086*\text{LELEM} - 0.2496*\text{USTUC} + 0.2504*\text{USSU} + 0.0019*\text{USCUL} - 0.0357*\text{USPA} + 0.0018*\text{TPD}.$$

Tabla 8 – Evaluación inicial coeficientes regresión OLS TOTALSINI

| Variable | Coefficiente | t-Statistic | Probability |
|----------|--------------|-------------|-------------|
| CONSTANT | -9,9020600 | -5,2316400 | 0,00000 |
| LELEM | 0,0085733 | 5,3493600 | 0,00000 |
| USTUC | -0,2495580 | -2,5457500 | 0,01143 |
| USSU | 0,2504390 | 4,6962700 | 0,00000 |
| USCUL | 0,0018966 | 0,0617015 | 0,95081 |
| USPA | -0,0356910 | -1,0689500 | 0,28600 |
| TPD | 0,0017954 | 5,5176100 | 0,00000 |

Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

Lo indicado en la Tabla anterior nos muestra que el coeficiente hallado para la variable USTUC presenta una relación negativa, es decir que el número de siniestros disminuye con la presencia de áreas urbanas; Así mismo, las variables USCUL y USPA no son estadísticamente significativas y pueden estar generando multicolinealidad con otras variables, por lo cual no deben ser consideradas en el modelo.

Este proceso de exploración de los coeficientes se realizó para diferentes variables dependientes como USUMO, USUBI, y LES con el fin de identificar

cuales relaciones analizar mediante la regresión OLS, definiéndose las siguientes variables dependientes y variables explicativas a ser modelizadas:

Tabla 9 – Conjunto de variables dependientes y explicativas analizadas

| Variable Dependiente | Variable Explicativa |
|----------------------|-------------------------|
| TOTALSINI | LELEM, USSU, TPD |
| USUMO | LELEM, USSU, TPD |
| USUBI | LELEM, USCUL, USSU, TPD |
| LES | LELEM, TPD |

Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

El resultado de lo encontrado se presenta a continuación:

4.2.5.1.1. Total siniestros 2017-2019

El resultado obtenido para la regresión con los siniestros totales se presenta en la Tabla 10:

$$\text{TOTALSINI} = -10.4591 + 0.0073 \cdot \text{LELEM} + 0.2629 \cdot \text{USSU} + 0.0019 \cdot \text{TPD}.$$

Tabla 10 – Diagnóstico regresión OLS siniestros totales 2017-2019

| Variable Dependiente | Variable | Coeficiente | T-Statistic | Prob. | Test 1 | | Test 2 | |
|----------------------|-------------------------|-------------|-------------|--------|---------------|--------|-------------------|--------|
| | | | | | Jarque – Bera | Prob. | Koenker – Bassett | Prob. |
| Siniestros totales | Constante | -10.4591 | -5.55 | 0.0000 | 9714.7 | 0.0000 | 23.5 | 0.0000 |
| | Lelemento | 0.0073 | 30.64 | 0.0000 | | | | |
| | USSU | 0.2629 | 5.67 | 0.0000 | | | | |
| | TPD | 0.0019 | 5.92 | 0.0000 | | | | |
| | R ² | 0.787 | | | | | | |
| | R ² Ajustado | 0.785 | | | | | | |

Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

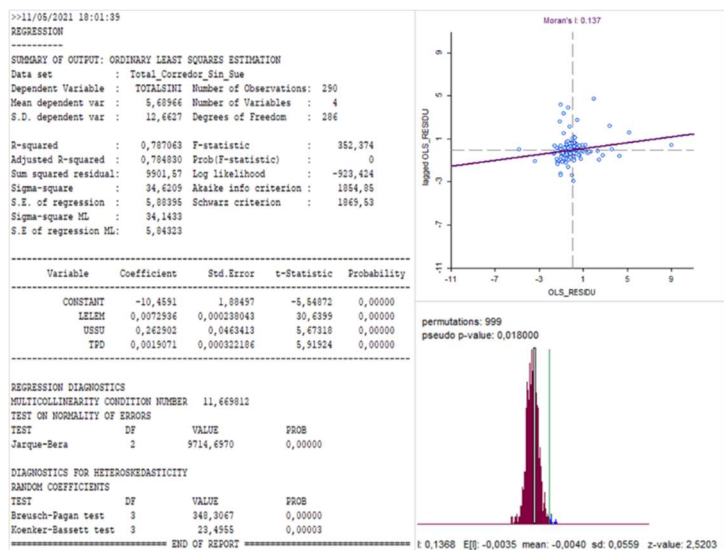


Figura 48 – Indicadores regresión OLS total siniestros 2017-2019

Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

El análisis de los indicadores de desempeño presentados en la Figura 48 y en la Tabla 10, nos muestran lo siguiente:

- La combinación de variables independientes empleadas (longitud del elemento, el uso del suelo suburbano y el TPD), explican aproximadamente el 79% del total de siniestros viales ocurridos en el corredor para el periodo 2017 - 2019.
- El valor obtenido t-Statistic y el valor de probabilidad asociada nos muestra que las variables empleadas son estadísticamente significativas.
- La prueba de Jarque – Bera al ser estadísticamente significativa, indica que la regresión presenta sesgos ya que los residuales no se encuentran normalmente distribuidos lo cual se comprueba con el Diagrama de Dispersión de Moran mostrado en la Figura 48, y también posiblemente a la presencia de valores atípicos que influyen en el modelo.
- Los resultados del test Koenker – Bassett, indica que el modelo presenta heterocedasticidad o no estacionariedad de las variables explicativas con respecto a la variable dependiente lo que pone

de presente que alguna o algunas de las variables empleadas en el análisis cambian a nivel del espacio en estudio.

4.2.5.1.2. Siniestros con usuario de motocicleta

La valoración de la regresión realizada con los siniestros en que se vieron involucrados usuarios de motocicleta, presenta los valores indicados en la Tabla 11:

$$\text{USUMO} = -3.6451 + 0.0022 \cdot \text{LELEM} + 0.1455 \cdot \text{USSU} + 0.0007 \cdot \text{TPD}.$$

Tabla 11 – Diagnóstico regresión OLS siniestros usuario de motocicleta 2017-2019

| Variable Dependiente | Variable | Coeficiente | T-Statistic | Prob. | Test 1 | | Test 2 | |
|--------------------------------------|-------------|-------------|-------------|--------|---------------|--------|-------------------|--------|
| | | | | | Jarque – Bera | Prob. | Koenker – Bassett | Prob. |
| Siniestro con usuario de motocicleta | Constante | -3.6451 | -4.66 | 0.0000 | 2237.06 | 0.0000 | 24.08 | 0.0002 |
| | Lelemento | 0.0022 | 22.20 | 0.0000 | | | | |
| | USSU | 0.1455 | 5.20 | 0.0000 | | | | |
| | TPD | 0.0007 | 7.57 | 0.0000 | | | | |
| | R2 | 0.68 | | | | | | |
| | R2 Ajustado | 0.68 | | | | | | |

Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

El análisis de los indicadores de desempeño presentados en la Tabla 11, nos muestran lo siguiente:

- La combinación de variables empleadas (longitud del elemento, el uso del suelo suburbano y el TPD), explica aproximadamente el 68% del total de siniestros con motociclista ocurridos en el corredor para el periodo 2017-2019.
- El valor obtenido t-Statistic y el valor de probabilidad asociada nos muestra que las variables empleadas son estadísticamente significativas.
- La prueba de Jarque – Bera al ser estadísticamente significativa, indica que la regresión presenta sesgos ya que los residuales no se encuentran normalmente distribuidos y también posiblemente a la presencia de valores atípicos que influyen en el modelo.

- Los resultados del test Koenker – Bassett, indican que el modelo presenta heterocedasticidad o no estacionariedad de las variables explicativas con respecto a la variable dependiente lo que pone de presente que alguna o algunas de las variables empleadas en el análisis cambian a nivel del espacio en estudio.

4.2.5.1.3. Siniestros con usuario de bicicleta

El resultado de la regresión de los siniestros con usuarios de bicicleta se muestra en la Tabla 12:

$$\text{USUBI} = -0.7499 + 0.0004 \cdot \text{LELEM} + 0.0085 \cdot \text{USCUL} + 0.0206 \cdot \text{USSU} + 0.0001 \cdot \text{TPD}.$$

Tabla 12 – Diagnóstico regresión OLS siniestros con usuario de bicicleta 2017-2019

| Variable Dependiente | Variable | Coeficiente | T-Statistic | Prob. | Test 1 | | Test 2 | |
|------------------------------------|-------------|-------------|-------------|---------|---------------|--------|-------------------|--------|
| | | | | | Jarque – Bera | Prob. | Koenker – Bassett | Prob. |
| Siniestro con usuario de bicicleta | Constante | -0.7499 | -3.35 | 0.00093 | 1375.27 | 0.0000 | 179.46 | 0.0000 |
| | Lelemento | 0.0004 | 9.55 | 0.00000 | | | | |
| | USCUL | 0.0085 | 4.44 | 0.00001 | | | | |
| | USSU | 0.0206 | 3.77 | 0.00020 | | | | |
| | TPD | 0.0001 | 2.96 | 0.00337 | | | | |
| | R2 | 0.59 | | | | | | |
| | R2 Ajustado | 0.59 | | | | | | |

Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

El análisis de los indicadores de desempeño de la Tabla 12, muestran lo siguiente:

- La combinación de variables empleadas (longitud del elemento, uso del suelo de cultivos, el uso del suelo suburbano y el TPD), explica aproximadamente el 59% del total de siniestros con usuarios de bicicleta ocurridos en el corredor para el periodo 2017-2019.
- El valor obtenido t-Statistic y el valor de probabilidad asociada nos muestra que las variables empleadas son estadísticamente significativas.

- La prueba de Jarque – Bera al ser estadísticamente significativa, indica que la regresión presenta sesgos ya que los residuales no se encuentran normalmente distribuidos y también posiblemente a la presencia de valores atípicos que influyen en el modelo.
- Los resultados del test Koenker – Bassett, indican que el modelo presenta heterocedasticidad o no estacionariedad de las variables explicativas con respecto a la variable dependiente lo que pone de presente que alguna o algunas de las variables empleadas en el análisis cambian a nivel del espacio en estudio.

4.2.5.1.4. Lesionados por siniestros viales

El resultado de la regresión de los lesionados por siniestros viales muestra en la Tabla 13.

$$\text{USUBI} = -9.2635 + 0.0078 \cdot \text{LELEM} + 0.0016 \cdot \text{TPD}.$$

Tabla 13 – Diagnóstico regresión OLS lesionados por siniestros viales 2017-2019

| Variable | Coefficiente | T-Statistic | Probabilidad |
|-------------------------|--------------|-------------|--------------|
| Constante | -9.26 | -4.61 | 0.00001 |
| Lelemento | 0.0078 | 30.81 | 0.00000 |
| TPD | 0.0016 | 4.78 | 0.00000 |
| R ² | 0.77 | | |
| R ² Ajustado | 0.77 | | |

Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

El análisis de los indicadores de desempeño de la Tabla 13, muestran lo siguiente:

- La combinación de variables empleadas (longitud del elemento y el TPD), explica aproximadamente el 77% del total de lesionados por siniestros viales ocurridos en el corredor para el periodo 2017-2019.

- El valor obtenido t-Statistic y el valor de probabilidad asociada nos muestra que las variables empleadas son estadísticamente significativas.
- La prueba de Jarque – Bera al ser estadísticamente significativa, indica que la regresión presenta sesgos ya que los residuales no se encuentran normalmente distribuidos y también posiblemente a la presencia de valores atípicos que influyen en el modelo.
- Los resultados del test Koenker – Bassett, indican que el modelo presenta heterocedasticidad o no estacionariedad de las variables explicativas con respecto a la variable dependiente lo que pone de presente que alguna o algunas de las variables empleadas en el análisis cambian a nivel del espacio en estudio.

Teniendo en cuenta que los test Jarque – Bera y Koenker – Bassett de las regresiones OLS realizadas para las combinaciones de variables dependientes y explicativas mostradas en la Tabla 9, los modelos presentan sesgos ya que sus residuales no se encuentran normalmente distribuidos, y adicionalmente evidencian presencia de heterocedasticidad o no estacionariedad.

De acuerdo con esto, basado en los resultados arrojados por la regresión realizada en GeoDa se procedió a graficar los residuales del modelo planteado para la variable **TOTALSINI**, comprobándose que los mismos no se distribuyen normalmente y que además presentan valores atípicos, como se muestra en la Figura 49. Adicionalmente, lo evidenciado en la Figura 48 demuestra que los datos presentan estacionariedad o heterocedasticidad, lo que implica que alguna de las variables utilizadas cambia en el espacio geográfico. De esta manera, los modelos estarían arrojando estimaciones de parámetros que son sesgadas e ineficientes.

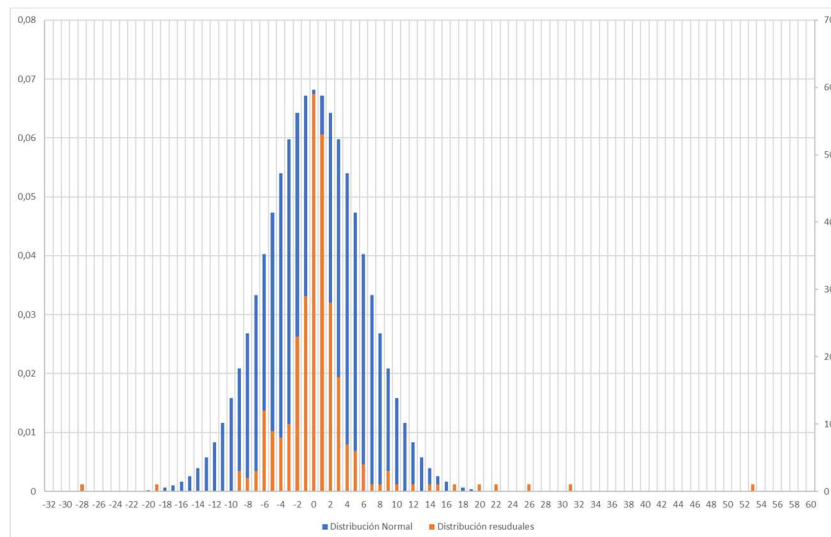


Figura 49 – Distribución residuales total siniestros 2017-2019

Fuente: Elaboración propia a partir de GeoDa

No obstante lo anterior, Gutierrez et al., (2012) mencionan que en los modelos OLS cada observación es considerada de forma independiente, y que los datos espaciales no cumplen la hipótesis de independencia ya que regularmente están autocorrelacionados pues la fuerza de la relación entre las variables del modelo cambia en el territorio analizado. Adicionalmente, indica que cuando en la distribución de los residuales de los modelos OLS se observa presencia de agrupaciones espaciales (clusters), se justifica la decisión de recurrir a la regresión espacial.

En este mismo sentido, Olaya (2015) indica que emplear modelos de regresión lineales OLS para representar eventos geográficos no es una metodología óptima, pero ayuda en la determinación inicial de variables importantes y depuración de la información.

De acuerdo con lo anterior, si bien los modelos hallados por medio de regresión OLS no son confiables al incumplir los supuesto de esta técnica que son la normalidad y no estacionariedad, dan una aproximación de las variables que pueden ser modeladas mediante la técnica GWR que es empleada para la modelación de las relaciones espaciales que tiene en

cuenta que las observaciones presentan autocorrelación y/o variación regional.

4.2.5.2. Regresión Geográficamente Ponderada (GWR)

La regresión geográficamente ponderada se realizó empleando el software de uso libre GWR4.0, el cual fue desarrollado por un equipo multidisciplinar de profesionales pertenecientes a entidades como el Departamento de Geografía de la Universidad de Ritsumeikan Japón, el Centro Nacional de Geocomputación de la Universidad Nacional de Irlanda, la Escuela de Ciencias Sociales y Políticas de la Universidad de Glasgow, y de la Escuela de Ciencias Geográficas y Planificación Urbana de la Universidad Estatal de Arizona. Se diseñó para la calibración de modelos de regresión geográficamente ponderada, que pueden emplearse para explorar geográficamente las relaciones entre variables dependientes e independientes⁶.

Este software de fácil uso y requerimientos básicos de sistema computacional, debe ser alimentado con un archivo plano tipo CVS que contenga las coordenadas de los elementos analizados junto con los datos asociados a dichos elementos, y con esta información realiza la regresión por mínimos cuadrados de las variables incluidas en el modelo, para posteriormente ejecutar la regresión geográficamente ponderada. El resultado que arroja es un archivo plano en el que se puede consultar entre otros, los valores R^2 y R^2 ajustado del modelo, y los valores máximos y mínimos que adoptan los coeficientes de las variables independientes en el territorio estudiado, como se muestra en el ejemplo de la Figura 50.

De acuerdo con lo anterior, se procedió a modelar en este software la regresión geográficamente ponderada de las siguientes variables:

Tabla 14 – Variables dependientes y explicativas analizadas regresión GWR

| Variable Dependiente | Variable Explicativa |
|-----------------------------|-----------------------------|
| TOTALSINI | LELEM, USSU, TPD |
| USUMO | LELEM, USSU, TPD |

⁶ <https://sgsup.asu.edu/sparc/gwr4>

| Variable Dependiente | Variable Explicativa |
|-----------------------------|-----------------------------|
| USUBI | LELEM, USCUL, USSU, TPD |
| LES | LELEM, TPD |

Fuente: Elaboración propia

El resultado obtenido para cada modelo se muestra en la Tabla 15. Se puede observar que, las relaciones espaciales determinadas para representar la Siniestralidad Total, y los Lesionados por Siniestros Viales, que con la regresión por mínimos cuadrados tenían valores de coeficientes R^2 y R^2 ajustado de alrededor de 0.78, al realizar la regresión geográficamente ponderada no se obtienen mejoras importantes en el desempeño del modelo; Sin embargo, gracias al modelo GWR, se pudo establecer cómo varían los coeficientes de las variables independientes en el territorio analizado, indicando los valores máximos, medios y mínimos que pueden adoptar.

Con relación a las relaciones espaciales halladas para los siniestros con Usuario de Motocicleta, y usuario de Bicicleta, la regresión GWR ayudó a mejorar el desempeño del modelo, y adicionalmente, a identificar la variabilidad de los coeficientes de las variables independientes en el territorio, como se aprecia en la Tabla 15.

```

*****
GWR (Geographically weighted regression) result
*****
Bandwidth and geographic ranges
Bandwidth size:                290.000000
Coordinate                    Min           Max           Range
-----
X-coord                       859192.136900  918629.541800  59437.404900
Y-coord                       800378.834200  965930.029300  165551.195100

Diagnostic information
Residual sum of squares:      9562.214921
Effective number of parameters (model: trace(S)): 6.041934
Effective number of parameters (variance: trace(S'S)): 5.241967
Degree of freedom (model: n - trace(S)): 283.958066
Degree of freedom (residual: n - 2trace(S) + trace(S'S)): 283.158100
ML based sigma estimate:      5.742226
Unbiased sigma estimate:      5.811186
-2 log-likelihood:           1836.735534
Classic AIC:                  1850.819402
AICc:                         1851.221098
BIC/MDL:                       1876.662460
CV:                            41.341495
R square:                       0.794361
Adjusted R square:            0.789375

*****
<< Geographically varying (Local) coefficients >>
*****
Estimates of varying coefficients have been saved in the following file.
Listwise output file: C:\Users\David\Desktop\1_listwise.csv

Summary statistics for varying (Local) coefficients
Variable          Mean          STD
-----
Intercept        -10.455532    0.542969
LELEM             0.007223     0.000050
USSU              0.270570     0.106437
TPD               0.001921     0.000055

Variable          Min           Max           Range
-----
Intercept        -11.329739   -9.746761    1.582978
LELEM             0.007164     0.007314     0.000150
USSU              0.163247     0.412230     0.248983
TPD               0.001831     0.001997     0.000165

Variable          Lwr Quartile  Median        Upr Quartile
-----
Intercept        -11.026784   -10.316272   -9.925416
LELEM             0.007185     0.007197     0.007278
USSU              0.172437     0.205297     0.406499
TPD               0.001863     0.001929     0.001968

Variable          Interquartile R  Robust STD
-----
Intercept         1.101369        0.816433
LELEM             0.000093        0.000069
USSU              0.234062        0.173508
TPD               0.000105        0.000078
(Note: Robust STD is given by (interquartile range / 1.349) )

```

Figura 50 – Resultado regresión GWR software GWR4.0

Fuente: Elaboración propia a partir de GWR4

Tabla 15 – Comparativo regresión OLS y regresión GWR

| No. | Variable dependiente | Variables independientes | Mínimos cuadrados ordinarios - OLS | | | Geográficamente ponderada - WGR | | | | |
|-----|---------------------------------|--------------------------|------------------------------------|-------------------------|-------------|---------------------------------|-------------------------|-------------|------------|-----------|
| | | | R ² | R ² Ajustado | Coeficiente | R ² | R ² Ajustado | Coeficiente | | |
| | | | | | | | | Mín | Media | Máx |
| 1 | Total siniestros | Intercept | 0.787 | 0.785 | -10.459139 | 0.794 | 0.789 | -11.329739 | -10.455532 | -9.746761 |
| | | Long. elemento | | | 0.007294 | | | 0.007164 | 0.007223 | 0.007314 |
| | | U. S. suburbano | | | 0.262902 | | | 0.163247 | 0.27057 | 0.41223 |
| | | TPD | | | 0.001907 | | | 0.001831 | 0.001921 | 0.001997 |
| 2 | Siniestros usuarios motocicleta | Intercept | 0.684 | 0.68 | -3.645428 | 0.733 | 0.723 | -13.677541 | -5.559107 | -2.468884 |
| | | Long. elemento | | | 0.002191 | | | 0.001846 | 0.002646 | 0.003787 |
| | | U. S. suburbano | | | 0.145522 | | | 0.012096 | 0.134062 | 0.188868 |
| | | TPD | | | 0.000695 | | | 0.000366 | 0.001002 | 0.002612 |
| 3 | | Intercept | 0.591 | 0.586 | -0.749866 | 0.693 | 0.676 | -1.050112 | 0.159384 | 3.61482 |

| No. | Variable dependiente | Variables independientes | Mínimos cuadrados ordinarios - OLS | | | Geográficamente ponderada - WGR | | | | |
|-----|-------------------------------|--------------------------|------------------------------------|-------------------------|-------------|---------------------------------|-------------------------|-------------|-----------|-----------|
| | | | R ² | R ² Ajustado | Coeficiente | R ² | R ² Ajustado | Coeficiente | | |
| | | | | | | | | Min | Media | Máx |
| | Siniestros usuarios bicicleta | Long. elemento | | | 0.000389462 | | | 0.000113 | 0.000387 | 0.000731 |
| | | U. S. suburbano | | | 0.0206117 | | | -0.005091 | 0.018834 | 0.067241 |
| | | U. S. cultivo | | | 0.00847037 | | | -0.033335 | -0.005514 | 0.009536 |
| | | TPD | | | 0.000113823 | | | -0.000715 | -0.000037 | 0.000173 |
| 4 | Lesionados siniestros viales | Intercept | 0.774 | 0.773 | -9.263544 | 0.782 | 0.775 | -13.163906 | -9.818552 | -1.628306 |
| | | Long. elemento | | | 0.007791 | | | 0.007437 | 0.008209 | 0.009797 |
| | | TPD | | | 0.001641 | | | 0.000217 | 0.001666 | 0.002144 |

Fuente: Elaboración propia a partir de GWR4

4.3. Predicción de accidentes Metodología FHWA

Como producto final del análisis llevado a cabo en la carretera Neiva – Espinal - Girardot, se realizó la predicción de accidentes en el trazado vial haciendo uso del software IHSDM, con el fin de comparar los resultados con la base de datos de siniestralidad del corredor.

La información con que se alimentó el software IHSDM fue la geometría del eje de la vía tanto en planta como en perfil, y el Tránsito Promedio Diario TPD tomado de los Estudios y Diseños del proyecto. Se debe indicar que para el ejercicio, se consideró que el corredor se emplazaba únicamente en zonas rurales, ya que si se analizaban los pasos urbanos y suburbanos, se requería un inventario detallado de las características de los accesos que interceptan al corredor en estas zonas, y otras condiciones detalladas que se escapan del objeto del presente trabajo.

La estimación realizada por el IHSDM presenta los siniestros ocurridos en el tramo vial analizado, divididos en choque simples, y el choques con heridos y muertos, como se aprecia en la Figura 51.

| | |
|--|---------|
| First Year of Analysis | 2017 |
| Last Year of Analysis | 2019 |
| Evaluated Length (km) | 20.8843 |
| Average Future Road AADT (vpd) | 6,543 |
| Predicted Crashes | |
| Total Crashes | 102.59 |
| Fatal and Injury Crashes | 32.93 |
| Property-Damage-Only Crashes | 69.66 |
| Percent of Total Predicted Crashes | |
| Percent Fatal and Injury Crashes (%) | 32 |
| Percent Property-Damage-Only Crashes (%) | 68 |
| Predicted Crash Rate | |
| Crash Rate (crashes/km/yr) | 1.6374 |
| FI Crash Rate (crashes/km/yr) | 0.5256 |
| PDO Crash Rate (crashes/km/yr) | 1.1118 |
| Predicted Travel Crash Rate | |
| Total Travel (million veh-km) | 149.62 |
| Travel Crash Rate (crashes/million veh-km) | 0.69 |
| Travel FI Crash Rate (crashes/million veh-km) | 0.22 |
| Travel PDO Crash Rate (crashes/million veh-km) | 0.47 |

Figura 51 – Ejemplo resultado estimación accidentalidad software IHSDM

Fuente: IHSDM

De acuerdo con el ejercicio llevado a cabo, los choques simples valorados por el software difieren hasta en un máximo 241 siniestros con respecto a los ocurridos en la carretera en cada una de las unidades funcionales, como se muestra en la Figura 52 y en la Tabla 16.

Tabla 16 – Comparativo choques simples IHSDM - Medido

| Choques Simples | | | |
|------------------------|--------------|----------------|-------------------|
| UF | IHSDM | Medidos | Diferencia |
| 1 | 103 | 108 | 5 |
| 2 | 201 | 281 | 80 |
| 3 | 501 | 602 | 101 |
| 4 | 260 | 501 | 241 |
| 5 | 118 | 158 | 40 |

Fuente: Elaboración propia

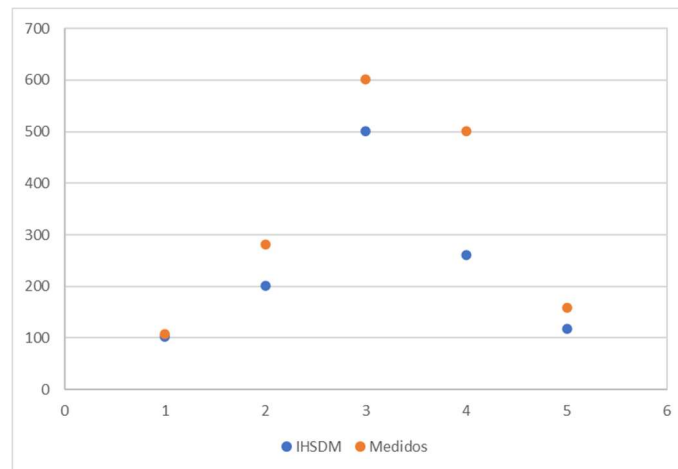


Figura 52 – Comparativo choques simples IHSDM - Medido

Fuente: Elaboración propia

En este mismo sentido, se encontró que la estimación realizada por el IHSDM tiene diferencias con los siniestros ocurridos relacionados con choques con heridos y víctimas mortales, al presentarse variaciones hasta de 194 casos, como se aprecia en la Tabla 17 y en la Figura 53.

Tabla 17 – Comparativo choques con lesionados y muertos IHSDM – Medido

| Choques con Heridos y Muertos | | | |
|--------------------------------------|--------------|----------------|-------------------|
| UF | IHSDM | Medidos | Diferencia |
| 1 | 33 | 65 | 32 |
| 2 | 65 | 183 | 118 |
| 3 | 161 | 343 | 182 |
| 4 | 84 | 278 | 194 |
| 5 | 38 | 106 | 68 |

Fuente: Elaboración propia

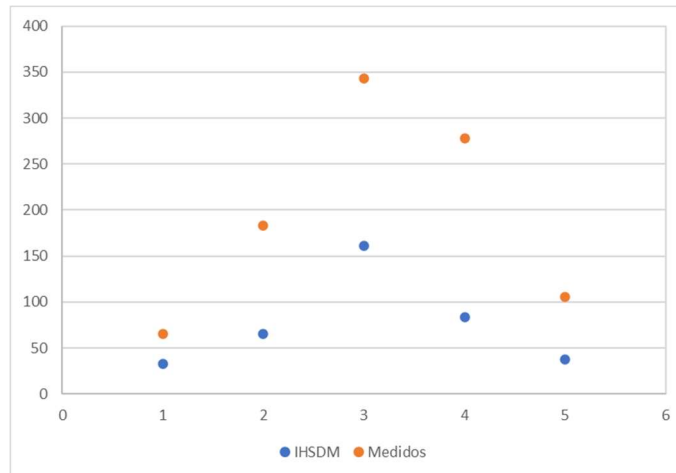


Figura 53 – Comparativo choques con lesionados y muertos IHSDM - Medido
Fuente: Elaboración propia

Al realizar las gráficas de dispersión en Excel y trazar las líneas de tendencia con el valor de R^2 , se observan números de ajuste para el caso de los choques simple de 0.85, y de 0.87 para los choques con muertos y heridos, como se aprecia en la Figura 54 y Figura 55. Lo anterior muestra que la predicción de siniestralidad realizada mediante el software IHSDM da una buena aproximación a los siniestros que realmente han ocurrido en el corredor analizado.

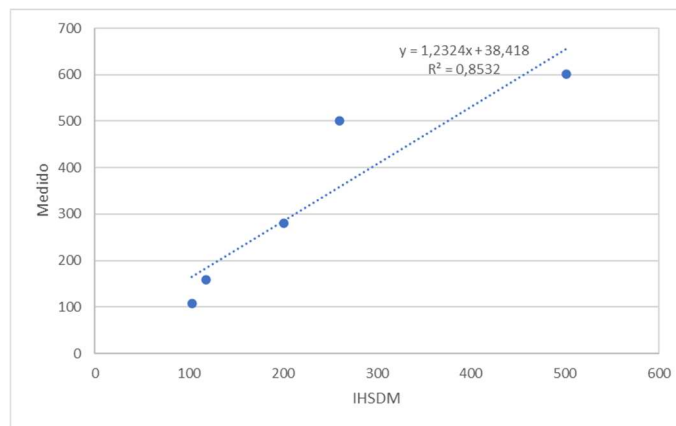


Figura 54 – Ecuación regresión choques simples IHSDM - Medido
Fuente: Elaboración propia

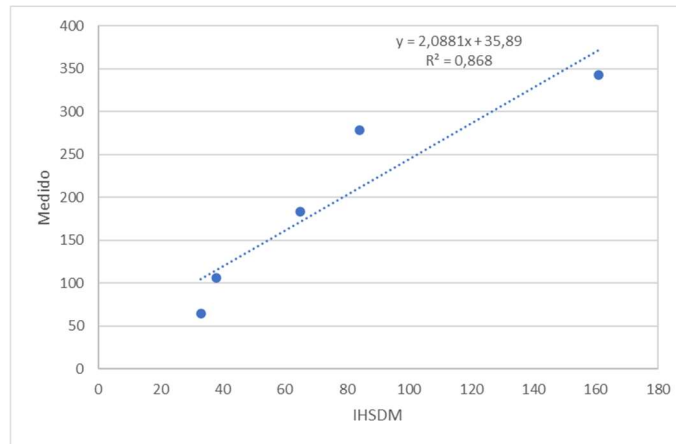


Figura 55 – Ecuación regresión choques con muertos y heridos IHSDM - Medido

Fuente: Elaboración propia

Capítulo V

Conclusiones y Recomendaciones

A través del Análisis Exploratorio de Datos Espaciales por los métodos gráficos empleados, fue posible determinar la manera en que se distribuye la siniestralidad vial en el territorio en que se emplaza la carretera Neiva – Espinal - Girardot, evidenciándose que la misma se registra a lo largo de la totalidad del corredor, pero que en las zonas entre Saldaña y El Espinal, correspondientes a la unidad funcional 4 del proyecto, el fenómeno se presenta en mayor medida, y en el tramo entre el Juncal y Neiva (unidad funcional 1), se observa una menor afectación.

Se pudo establecer, haciendo uso del índice Local de Moran Univariante, que la siniestralidad vial en la carretera analizada no es un fenómeno que ocurra exclusivamente de manera aleatoria, sino que este se presenta formando agrupaciones o clústeres; Así mismo, por medio de los Índices Locales de Asociación Espacial como el Índice Local de Moran Univariante, se identificó que en el sector comprendido entre Saldaña y Girardot (unidades funcionales 4 y 5) se ubican los clústeres de siniestros viales.

Fueron analizadas las relaciones espaciales existentes entre diferentes tipos de siniestros viales como son los accidentes totales, los siniestros con usuarios de motocicleta, con usuarios de bicicleta, y las características del entorno de la carretera. De igual forma, se evaluaron las relaciones entre los heridos como consecuencia de los AT y el entorno. Se pudo identificar que estos eventos guardan fuertes relaciones con la longitud de los elementos de la carretera donde ocurren, el uso de suelo suburbano, el uso del suelo de cultivos, y el tránsito promedio diario (TPD).

Haciendo uso de la Regresión Ordinaria de Mínimos Cuadrados (OLS), se pudieron establecer los coeficientes que caracterizan las relaciones espaciales entre los diferentes siniestros indicados en el numeral anterior con las características del entorno. Los coeficientes R^2 y R^2 ajustados obtenidos van desde 0.79 para los siniestros totales, hasta 0.59 para los siniestros con usuarios de bicicleta.

Los resultados de los tests Breusch – Pagan y Koenker – Bassett obtenidos del modelo de regresión OLS presentan sesgos ya que sus residuales no se encuentran normalmente distribuidos, y adicionalmente evidencian presencia de heterocedasticidad o no estacionariedad; De esta manera los modelos hallados por medio de regresión OLS no son confiables al incumplir los supuestos de esta técnica que son la normalidad y no estacionariedad, pero dan una aproximación de las variables que pueden ser modeladas mediante la técnica GWR.

La Regresión Geográficamente Ponderada (GWR) permitió identificar como varían en el territorio los coeficientes de las variables que explican la siniestralidad vial y los lesionados. En adición a lo anterior, se pudo evidenciar que para las relaciones espaciales halladas con coeficientes R^2 y R^2 ajustados bajos (0.69 para siniestros con usuarios de motocicleta) y (0.59 para siniestros con usuarios de bicicleta), la regresión GWR ayudó a obtener mejoras en los indicadores de desempeño del modelo, arrojando resultados de R^2 y R^2 ajustados de 0.73 y 0.69 respectivamente.

El análisis realizado para la carretera Neiva – Espinal - Girardot, no pudo considerar como variable explicativa de la siniestralidad vial la velocidad de operación, por cuanto un estudio de campo de este tipo demandaría recursos económicos y de tiempo que se escapan del alcance del presente trabajo. Se espera que en el futuro cercano, las Concesiones Viales de Cuarta Generación con que cuenta actualmente el país, empiecen a implementar las tecnologías ITS como los radares de velocidad en los diferentes tramos de la carretera, y de esta manera poder incorporar dicha variable en los estudios de seguridad vial que se adelanten sobre las mismas.

Al comparar los resultados del número de choques vehiculares estimados para la carretera Neiva – Espinal - Girardot mediante el software IHSDM que aplica la metodología de la FHWA, con el número de siniestros viales efectivamente ocurridos en el corredor durante los años 2017 a 2019, se obtuvieron correlaciones favorables con indicadores R^2 de 0.85 para choques simples y 0.87 para choques con lesionados y muertos. Esto nos indica que, para la carretera analizada, el modelo de predicción de accidentes de la FHWA representa en buena medida la realidad de la siniestralidad vial.

El Análisis Espacial de la siniestralidad vial realizado, ha permitido identificar las zonas de la carretera y los elementos geométricos en que se presentan agrupaciones o clústeres de accidentes de tránsito, así como las características geométricas del trazado y del territorio que explican este fenómeno. Con base en esta información se recomienda a los planeadores de la seguridad vial del proyecto adelantar las siguientes acciones:

- Ejecutar inspecciones de seguridad vial en los tramos de la carretera y elementos del trazado en que se detectaron los clústeres, con el fin de realizar una identificación de factores de riesgo en la infraestructura y en el entorno asociados, entre otros con:
 - Velocidad de circulación de los usuarios.
 - Evaluación de las condiciones de visibilidad en tangentes y curvas; revisión detallada del diseño en planta y perfil de la carretera.
 - Deficiencias en la señalización horizontal y vertical.
 - Existencia de cruce de peatones no señalizados adecuadamente.
 - Presencia de zonas laterales de la carretera con elevada densidad de accesos e intersecciones con otras vías, y pasos en zonas suburbanas sin una adecuada gestión de la velocidad.
 - Evaluación de las condiciones de la superficie de rodadura de la calzada.
 - Peligros existentes en la zonas laterales de la calzada.
- Adelantar campañas de prevención orientadas al comportamiento de los actores viales, especialmente de los actores vulnerables.
- Cuando se generen necesidades de elaborar nuevos trazados, planear mejor sus diseños evitando que en las vías se presenten las combinaciones de variables que generan factores de riesgo de siniestralidad como son los usos del suelo suburbano y el TPD.

Referencias

Agencia Nacional de Seguridad Vial (2019). *BOLETÍN ESTADÍSTICO COLOMBIA: Fallecidos y lesionados valorados por INMLCF - Serie Nacional - Cifras definitivas ene - dic 2017 - 2019*.

Aguero-Valverde, J., & Jovanis, P. P. (2006). Spatial analysis of fatal and injury crashes in Pennsylvania. *Accident Analysis & Prevention*, 38(3), 618-625.

Anselin, L. (1989). What is Special About Spatial Data? Alternative Perspectives on Spatial Data Analysis (89-4).

Azimian, A., & Pyrialakou, D. (2020). Exploratory Spatial Data Analysis in Traffic Safety. *International Journal of Geospatial and Environmental Research*, 7(1), 4.

Celemín, J. P. (2009). Autocorrelación espacial e indicadores locales de asociación espacial. Importancia, estructura y aplicación. *Revista Universitaria de Geografía*, 18, 11-31.

Cerquera, F.Á. (2015). *Análisis espacial de la accidentalidad vial urbana: método de investigación con SIG*. Universidad Pedagógica y Tecnológica de Colombia.

Chasco, C. I. L. R. K. (2009). Análisis exploratorio de datos espaciales al servicio del geomarketing. III Seminario sobre Nuevas Tecnologías de la Investigación, en el Marketing y la Comunicación. e-Participación. Vilalta, C. J. (2005). Cómo enseñar autocorrelación espacial. *Economía, Sociedad y Territorio*, (18), 323-333.

Consejo Nacional De Política Económica Y Social. (2014). CUARTA GENERACIÓN DE CONCESIONES VIALES: SEGUNDA OLA.

Cressie, N. (1993) *Statistics for Spatial Data*, Revised Edition. John Wiley & Sons, Inc.

Erdogan, S. (2009). Explorative spatial analysis of traffic accident statistics and road mortality among the provinces of Turkey. *Journal of safety research*, 40(5), 341-351.

Esri, (2010). Online help for spatial statistics and analysis. Recuperado el 12 de enero de 2021. <https://pro.arcgis.com/es/pro-app/latest/help/analysis/introduction/spatial-analysis-in-arcgis-pro.htm>

Flint, C., Harrower, M., & Edsall, R. (2000, March). But how does place matter? Using Bayesian networks to explore a structural definition of place. In *New Methodologies for the Social Sciences Conference. University of Colorado at Boulder*.

Galarza - Velasteguí, L. A., Merino-Salazar, P., Algora - Buenafé, A. F., & Gómez-García, A. R. (2017). Estudio geoespacial de los accidentes de tránsito en la Región Amazónica Ecuatoriana. *CienciAmérica*, 6(2), 31-36.

Gutiérrez - Puebla, J., García-Palomares, J. C., & Daniel-Cardozo, O. (2012, September). Regresión Geográficamente Ponderada (GWR) y estimación de la demanda de las estaciones del Metro de Madrid. In *XV Congreso Nacional de Tecnologías de la Información Geográfica* (pp. 1-13).

Hernández V. Análisis exploratorio espacial de los accidentes de tránsito en Ciudad Juárez, México. *Rev Panam Salud Publica*. 2012;31(5):396–402.

Kemp, K. (Ed.). (2008). *Encyclopedia of geographic information science*. Sage.

Leveau CM, Ubeda C. Muertes por lesiones de tránsito en Argentina: un análisis espacial para el período 2001–2009. *Rev Panam Salud Publica*. 2012;31(5):439–42.

Martínez, C. M. (2018). Análisis de datos espaciales de devoluciones.

Ministerio de Transporte de Colombia. (2013). *Plan Nacional De Seguridad Vial Colombia 2013 -2021*. 1, 130. Retrieved from <https://www.mintransporte.gov.co/descargar.php?id=3348>

Olaya, V. (2014). *Sistemas de Información Geográfica Tomo I*. España: Creative Commons.

Olaya, R. A. (2016). Modelo espacial de muertes por accidentes de tránsito en la zona urbana de Cali, Colombia durante el periodo 2004-2014.

Rhee, K. A., Kim, J. K., Lee, Y. I., & Ulfarsson, G. F. (2016). Spatial regression analysis of traffic crashes in Seoul. *Accident Analysis & Prevention*, 91, 190-199.

Rahman, M. T., Jamal, A., & Al-Ahmadi, H. M. (2020). Examining Hotspots of Traffic Collisions and their Spatial Relationships with Land Use: A GIS-Based Geographically Weighted Regression Approach for Dammam, Saudi Arabia. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(9), 540.

Rodríguez - Licea, G., García-Salazar, J. A., & Hernández-Martínez, J. (2016). Identificación de conglomerados para impulsar las cadenas productivas de carne en México. *Agronomía Mesoamericana*, 27(2), 353-365.

Shekhar et al., (2008), Data Mining, Spatial. *Encyclopedia of Geographic Information Science*, 80-86.

Siabato, Willington, y Jhon Guzmán-Manrique. (2019). “La autocorrelación espacial y el desarrollo de la geografía cuantitativa.” *Cuadernos de Geografía: Revista Colombiana de Geografía* 28 (1): 1-22. doi: 10.15446/rcdg.v28n1.76919.

Sipos, T. (2017). Spatial statistical analysis of the traffic accidents. *Periodica Polytechnica Transportation Engineering*, 45(2), 101–105. <https://doi.org/10.3311/PPtr.9895>

Soltani, A., & Askari, S. (2017). Exploring spatial autocorrelation of traffic crashes based on severity. *Injury*, 48(3), 637-647.

World Health Organization. (2018). GLOBAL STATUS REPORT ON ROAD SAFETY 2018. Licence: CC BYNC-SA 3.0 IGO.

Anexo 1

Síntesis de la Metodología FHWA para la Predicción de Accidentes

En el presente Anexo se realiza una breve descripción de la metodología que es empleada por la Federal Highway Administration (FHWA), para la predicción de accidentes viales en carreteras e intersecciones.

El aplicativo IHSDM es una herramienta de análisis desarrollada por la FHWA que sirve para evaluar los efectos operativos y de seguridad vial del diseño geométrico de una carretera en todas las etapas de su vida útil. Está diseñado para predecir la funcionalidad de los diseños en elaboración o existentes de una carretera a través de la aplicación de parámetros de diseño y los datos generales de la vía a analizar.

El conjunto de herramientas IHSDM incluye los siguientes módulos de evaluación:

- Módulo de revisión de políticas (PRM): Verifica un diseño a la luz de los valores críticos recomendados en la política de diseño de la AASHTO.
- Módulo de predicción de accidentes (CPM): Proporciona estimaciones de la frecuencia y gravedad esperadas de los accidentes con base en el diseño geométrico y características operacionales de la carretera analizada.
- Módulo de consistencia del diseño (DCM): Estima las velocidades de operación esperadas en la carretera analizada y evalúa la consistencia de la velocidad operativa.
- Módulo de revisión de intersecciones (IRM): Guía a los usuarios a través de una revisión sistemática de los elementos de diseño de intersecciones con respecto a su probable desempeño operativo y de seguridad.
- Módulo de análisis de tráfico (TAM): Estima las medidas de las operaciones de tráfico utilizadas en las evaluaciones de la capacidad de las carreteras y la calidad del servicio.

Las medidas de rendimiento operativo y de seguridad que son estimadas por el IHSDM están orientadas para facilitar el proceso de toma de decisiones. El IHSDM proporciona un

valor agregado al proveer estimaciones cuantitativas objetivas con relación al comportamiento de un diseño, que antes eran evaluados a lo sumo de manera cualitativa.

Descripción general del módulo de predicción de accidentes

El Módulo de Predicción de Accidentes CPM, estima el número y la severidad de los siniestros viales que se esperan en una carretera con base en las características del diseño geométrico, operativas de la vía y las condiciones del tráfico. El algoritmo empleado para ello por el software combina modelos básicos y factores de modificación de accidentes (AMF). Los modelos base han sido desarrollados y calibrados para segmentos de carreteras y tres tipos de intersecciones a nivel. Los AMF ajustan las estimaciones del modelo base incidiendo en los aspectos del diseño geométrico y las características del tráfico. Los modelos base fueron desarrollados empleando datos de uno o dos estados de los EEUU, en los cuales el número de siniestros varían dependiendo de las condiciones climáticas, poblacionales, y comportamiento general de los usuarios, razón por la cual cada región donde sea empleado debería desarrollar sus propios factores de calibración.

Requisitos de entrada de datos

Entre los datos de entrada que son requeridos para realizar el análisis de predicción de accidentes se encuentran los aspectos como la definición de generalidades del proyecto, el tipo de análisis a realizar, y los aspectos que se resumen en la Tabla 18:

Tabla 18 - Datos de entrada IHSDM

| ASPECTO | ELEMENTO | DESCRIPCIÓN |
|--|-----------------------|--|
| Analysis data | Analysis limits | Estaciones iniciales y finales del proyecto que se va a evaluar |
| | Analysis period | Periodo de tiempo de análisis siendo este mínimo de 1 año |
| Datos geométricos y de control del tráfico | Segmento de Carretera | <ul style="list-style-type: none"> - Ancho de carril - Ancho de berma - Tipo de berma - Densidad de accesos - índice de peligrosidad de las zonas laterales |

| ASPECTO | ELEMENTO | DESCRIPCIÓN |
|--|--------------------------------------|---|
| | | <ul style="list-style-type: none"> - Datos de la curva horizontal (radio, pendiente, espirales, velocidad de diseño) - Peralte - Carriles de adelantamiento - TWLTLs centrales |
| | Intersecciones | <ul style="list-style-type: none"> - Número de acceso de intersección - Tipo de control de tráfico - Tipo de aproximación (Acceso principal/Acceso secundario) - Ángulo de sesgo de la intersección - Número de accesos a carreteras principales (tramos) con carriles exclusivos de giro - Número de cuadrantes de la intersección con distancia de visibilidad limitada |
| Datos de volumen de tráfico | Segmento de carretera | Tráfico promedio diario |
| | Volumen de Tráfico en Intersecciones | Tráfico promedio diario en cada acceso |
| Datos del historial de accidentes (Opcional) | Datos del historial de accidentes | <ul style="list-style-type: none"> - Año de ocurrencia del accidente - Nivel de gravedad - Ubicación - Relación con la intersección - Estación de la intersección |

Fuente: Elaboración propia a partir de IHSDM Crash Prediction Module (CPM) Engineer's Manual

Procedimiento para la predicción de Accidentes

El procedimiento llevado a cabo por el módulo CPM para la predicción de accidentes comprende los siguientes aspectos:

- Procedimiento de segmentación: División del proyecto dentro de los límites especificados previamente (segmentos de carretera homogéneos e intersecciones).

La predicción total de la accidentalidad resulta de la suma de las predicciones individuales en cada uno de los segmentos.

- Modelos base: Es el mejor modelo de regresión disponible para predecir la frecuencia total de accidentes en un segmento homogéneo de una carretera rural de dos carriles. La predicción de accidentes se realiza para un período de tiempo específico como función del volumen de tráfico del segmento, la geometría y el control del tráfico.
- AMFs (Segmentos e intersecciones): Son factores multiplicadores que se emplean para ajustar la frecuencia de accidentes. El AMF base tiene un valor de 1,00.
- Factores de calibración: Permiten adaptar la predicción de accidentes a sus propias condiciones locales relativas a clima, población de animales, población de conductores, etc.
- Procedimiento de Bayes Empírico: El uso de datos de historia de accidentes es optativo para el análisis. Cuando se hace uso de esta opción, se incorpora al análisis un procedimiento de Bayes Empírico (EB) para combinar las frecuencias de accidentes esperadas con los datos históricos proporcionados por el usuario.

Algoritmo de predicción de colisiones en Segmentos de Carretera

El número de accidentes previsto para cualquier segmento de carretera en un año determinado (N) se calcula mediante las siguientes ecuaciones:

$$Nrs = Nbr \cdot Cr \cdot AMF1 \cdot AMF2 \cdot AMF3 \cdot AMF4 \cdot AMF5 \cdot AMF6 \cdot AMF7 \cdot AMF8 \cdot AMF9$$
$$Nbr = (ADTn) (L) (365) (10^{-6}) \exp(-0.4865)$$

Donde:

Nrs = Número previsto de accidentes totales en el segmento de carretera por año.

Nbr = Número previsto de accidentes en el segmento de carretera por año para las condiciones base.

Cr = Factor de calibración para los segmentos de carretera.

AMF1 , ..., AMF9 = Factores de modificación de accidentes para segmentos de carretera.

ADT = Tráfico Promedio Diario (veh/día).

L = longitud del segmento de carretera.

Algoritmo de predicción de colisiones en Intersecciones

La frecuencia de accidentes prevista para cualquier intersección en un año determinado (N_i) se determina mediante la siguiente ecuación:

$$N_i = N_{bi} C_{in} AMF_{10} AMF_{11} AMF_{12} AMF_{13} AMF_{14}$$

$N_{bi} = \exp(-10.9 + 0.79 \ln ADT_{1n} + 0.49 \ln ADT_{2n})$; Intersecciones con 3 ramales y señal de pare en ramal secundario.

$N_{bi} = \exp(-9.34 + 0.60 \ln ADT_{1n} + 0.61 \ln ADT_{2n})$; Intersecciones con 4 ramales y señal de pare en ramal secundario.

$N_{bi} = \exp(-10.9 + 0.79 \ln ADT_{1n} + 0.49 \ln ADT_{2n})$; Intersecciones con 4 ramales señalizadas.

Donde:

N_i = Número previsto de accidentes totales en la intersección por año.

N_{bi} = Número previsto de accidentes totales por año para las condiciones nominales o de base b_i .

C_{in} = Factor de calibración para las intersecciones.

AMF_{10} , ..., AMF_{14} = Factores de modificación de accidentes.