



Accidentalidad Vial

Determinación de sitios críticos
y factores que la afectan

Thomas E. Guerrero - Gloria Amarís
Andrea Stefannía Arévalo Tamara



Universidad Francisco
de Paula Santander
Ocaña - Colombia
Vigilada Mineducación



GRUCITE
Grupo de Investigación en Ciencia y Tecnología

**ACCIDENTALIDAD VIAL:
DETERMINACIÓN DE SITIOS
CRÍTICOS Y FACTORES
QUE LA AFECTAN**

THOMAS E. GUERRERO

GLORIA AMARIS

ANDREA STEFANNÍA

ARÉVALO TÁMARA

Guerrero B., Thomas E.

Accidentalidad vial : determinación de sitios críticos y factores que la afectan / Thomas E. Guerrero, Gloria Amarís, Andrea Stefannía Arévalo Támara. -- 1a. ed. -- Bogotá : Ecoe Ediciones ; Ocaña : Universidad Francisco de Paula Santander, 2020.

71 p. - (Ingeniería. Ingeniería civil)

Incluye datos de los autores. -- Contiene bibliografía.

ISBN 978-958-771-948-2 -- 978-958-771-946-8 (e-book)

1. Accidentes de tránsito 2. Seguridad vial I. Amarís, Gloria

II. Arévalo Támara, Andrea Stefannía III. Título IV. Serie

CDD: 363.12565 ed. 23

CO-BoBN- a1057509



Área: Ingeniería

Subárea: Ingeniería Civil



© Thomas E. Guerrero

© Gloria Amarís

© Andrea Stefannía Arévalo Tamara

► Ecoe Ediciones Limitada

Carrera 19 # 63C 32

Bogotá, Colombia

► Universidad Francisco

de Paula Santander

Vía Acolsure, Sede el Algodonal

Ocaña Norte de Santander -

Colombia

Teléfono (057)(7) 5690088

Primera edición: Bogotá, octubre de 2020

ISBN: 978-958-771-948-2

Directora editorial: Claudia Garay Castro

Corrección de estilo: Camilo Moreno

Copy: Angie Sánchez Wilchez

Diagramación: Denis Rodríguez Rios

Carátula: Wilson Marulanda Muñoz

Impresión: Carvajal Soluciones de

comunicación S.A.S

Carrera 69 #15 -24

*Prohibida la reproducción total o parcial por cualquier medio
sin la autorización escrita del titular de los derechos patrimoniales.*

Impreso y hecho en Colombia - Todos los derechos reservados

CONTENIDO

RESEÑA DE AUTORES	IX
LISTA DE ABREVIATURAS	XI
PREFACIO	1
CAPÍTULO 1: CONTEXTO DE LA ACCIDENTALIDAD VIAL	5
CAPÍTULO 2: ESTADO DEL ARTE DE MODELOS IMPLEMENTADOS EN ACCIDENTAL VIAL	15
CAPÍTULO 3: MODELOS RECOMENDADOS	23
3.1 Modelos Lineales Generalizados (MLG).....	23
3.1.1 Componente aleatoria.....	24
3.1.2 Componente sistemática	24
3.1.3 Función de enlace.....	24
3.2 Modelo Binomial Negativo (BN).....	26
3.3 Método bayesiano (MB).....	26
3.3.1 Identificación de tramos críticos y factores influyentes	28
3.3.2 Criterios para determinar un ranking de peligrosidad	30

CAPÍTULO 4: ESTUDIO DE CASO 1: DETERMINACIÓN DE SITIOS CRÍTICOS A ACCIDENTES.....	31
4.1 Zona de estudio	31
4.2 Contexto local de accidentalidad	33
4.3 Información general y datos	37
4.4 Aproximaciones matemáticas.....	39
4.5 Resultados y discusión.....	40
4.6 Conclusiones.....	44
CAPÍTULO 5: ESTUDIO DE CASO 2: FACTORES QUE INFLUYEN EN LA FRECUENCIA DE ACCIDENTES.....	47
5.1 Zona de estudio	49
5.2 Datos y variables contempladas.....	51
5.3 Estimación y análisis del modelo	57
5.3.1 Resultados modelo Poisson - Log.....	57
5.3.2 Modelo Gamma - Log.....	59
5.3.3 Modelo Gaussian - Log.....	60
5.3.4 Modelo Binomial Negativo (BN).....	61
5.4 Conclusiones.....	62
BIBLIOGRAFÍA.....	65

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1.	Panorama de la accidentalidad vial a nivel mundial	7
FIGURA 2.	2a. Ranking que considera la mortalidad vial por cada 100.000 habitantes (2018)	9
	2b. Ranking de muertes en carretera por cada 10.000 vehículos registrados (2017)	10
FIGURA 3.	3a. Muertes por accidentes de transporte, casos y tasas por 100.000 habitantes.....	12
	3b. Lesiones por accidentes de transporte, casos y tasas por 100.000 habitantes.....	12
FIGURA 4.	Tipos de análisis de accidentes	16
FIGURA 5.	Diagrama de organización para el procedimiento de modelación.....	21
FIGURA 6.	Localización general	32
FIGURA 7.	Número de accidentes por año	34
FIGURA 8.	Número de accidentes por hora durante el día	35
FIGURA 9.	Número de accidentes por día de la semana	36
FIGURA 10.	Tendencias de λ_{cr} (MB) y λ_{cr} (Poisson)	44
FIGURA 11.	Red vial nacional	50
FIGURA 12.	Red vial estudiada y accidentes georreferenciados	51
FIGURA 13.	Frecuencia de longitud de tramos.....	55

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 1.	Resumen de los modelos para el análisis de frecuencia de accidentes.....	17
TABLA 2.	Función de enlace, fórmula y uso para MLG.....	25
TABLA 3.	Tratamiento de matemático acorde con la variable.....	25
TABLA 4.	Características socio demográficas Ocaña (Norte de Santander) - Estudio de caso 1	33
TABLA 5.	Número de accidentes por grupo de edades	37
TABLA 6.	Porcentaje de motocicletas involucradas en accidentes por año	37
TABLA 7.	Estadística descriptiva de las variables explicativas del modelo	39
TABLA 8.	Identificación del tramo con la aproximación $\lambda_{cr} \leq \lambda_r$	40
TABLA 9.	Identificación del tramo con la aproximación Prob ≥ 95 %	42
TABLA 10.	Ranking de peligrosidad criterio 1	43
TABLA 11.	Ranking de peligrosidad criterio 2	43
TABLA 12.	Matriz de correlación.....	53
TABLA 13.	Segmentos de carretera seleccionados para la investigación.....	56
TABLA 14.	Variables continuas relacionadas con la vía.....	56
TABLA 15.	Variables mudas relacionadas con la vía	57
TABLA 16.	Variables relacionadas con el tránsito	57
TABLA 17.	Resultados obtenidos de la distribución Poisson - Log.....	58
TABLA 18.	Resultados obtenidos de la distribución Gamma - Log.....	60
TABLA 19.	Resultados obtenidos de la distribución Gaussian - Log.....	60
TABLA 20.	Resultados obtenidos de la distribución BN	61

RESEÑA DE AUTORES

Thomas E. Guerrero B.: recibió su título de ingeniero civil de la Universidad Francisco de Paula Santander de Cúcuta (Colombia) en el 2007, y su título de maestría en Ingeniería Civil de la Universidad del Norte en Barranquilla (Colombia) en el 2011. Desde el 2012 hasta el presente ha trabajado como docente asistente del Departamento de Ingeniería Civil de la Universidad Francisco de Paula Santander de Ocaña (Colombia). Sus investigaciones se han enfocado en las áreas de endogeneidad, modelación de sistemas de transporte y seguridad vial. Actualmente se encuentra desarrollando su doctorado en la Pontificia Universidad Católica de Chile y Newcastle University en Reino Unido. Correo electrónico: teguerrero@ufps.edu.co.

Gloria Amaris: recibió su título de ingeniera civil de la Universidad Francisco de Paula Santander de Ocaña (Colombia) en el 2013 y su título de maestría en Ingeniería Civil de la Universidad del Norte en Barranquilla (Colombia) en el 2015. Durante su trayectoria académica sus investigaciones se han enfocado en el modelado de elecciones y el comportamiento de los individuos. Actualmente se encuentra desarrollando su doctorado en Ciencias de la Ingeniería en la Pontificia Universidad Católica de Chile y está vinculada en proyectos colaborativos sobre comportamiento humano en el *Choice Modelling Center (CMC)* de la Universidad de Leeds en Reino Unido. Correo electrónico: geamaris@uc.cl.

Andrea Stefannía Arévalo Támara: recibió su título de ingeniera civil de la Universidad Francisco de Paula Santander de Cúcuta (Colombia) en el 2011 y su título de maestría en Ingeniería Civil de la Universidad del Norte en Barranquilla (Colombia) en el 2015. Sus investigaciones se han enfocado en el área de seguridad vial, micromovilidad, movilidad sostenible y acoso sexual en el transporte público. Actualmente es docente de planta de la Universidad Santo Tomás (sede Bogotá, Colombia). Correo electrónico: andrea.arevalo@usantotomas.edu.co.

LISTA DE ABREVIATURAS

Sigla	Significado
BID	Banco Interamericano de Desarrollo
BN	Binomial negativo
CI	Cero inflado
CIP	Cero inflado Poisson
CIBN	Cero inflado-binomial negativa
H_0	Hipótesis nula
INMLCF	Instituto Nacional de Medicina Legal y Ciencias Forenses
IRI	International Roughness Index
MB	Método bayesiano
MLG	Modelos lineales generalizados
ONU	Organización de las Naciones Unidas
OMS	Organización Mundial de la Salud
PIB	Producto interno bruto
TPD	Tránsito promedio diario
OMS	Organización Mundial de la Salud

PREFACIO

La accidentalidad vial es un asunto de relevancia mundial que afecta a individuos de cualquier género, edad y nivel socioeconómico. En la década pasada, la Organización Mundial de la Salud, organismo especializado en alcanzar y gestionar las condiciones necesarias de salud asociadas a estados completos de bienestar físico, mental y social, presentó el *Informe sobre la situación mundial de la seguridad vial: es hora de actuar* (OMS, 2009). Dicho documento se convirtió en uno de los primeros referentes a nivel mundial en describir los antecedentes, el estado actual y la prospectiva futura de la accidentalidad en el planeta. Allí se mostró un aspecto de la accidentalidad que era desconocido hasta entonces, como un problema mundial de salud pública y desarrollo con un alto impacto económico. Esta afirmación fue respaldada por cifras que mostraban la gravedad de la epidemia de la accidentalidad, pues cada año en el mundo fallecen más de 1,35 millones de personas por accidentes de tránsito y alrededor de 50 millones quedan con algún tipo de traumatismo que algunos casos es temporal y en otros irreversible.

Desde entonces, la visión mundial de la epidemia en la que se ha convertido la accidentalidad vial ha cambiado drásticamente. En la actualidad, la prevención de accidentes se ha transformado en una política de Estado en diversos países que busca preservar las vidas humanas y disminuir el impacto monetario que estos sucesos implican (por lo menos 3 % de su producto interno bruto según la OMS (2019)).

La prevención de accidentes viales requiere de un conjunto de factores integrados derivados del compromiso y responsabilidad individual, la gestión de tránsito, el

mantenimiento de las carreteras y de las empresas manufactureras de vehículos; todo esto debe estar apoyado por regulaciones y políticas gubernamentales (Goniewicz et al., 2016; Hysing, 2019; OMS, 2019). Lo anterior incluye también factores asociados al individuo como la habilidad del conductor, la experiencia de conducción, la toma de riesgos, entre otros (Rolison et al., 2018). Sin embargo, el peso que ejerce cada uno de esos aspectos sobre la accidentalidad está condicionado por las características propias del entorno de conducción; por ende, es fundamental conocer primero el contexto de modelación y posteriormente realizar estudios que fortalezcan el conocimiento de factores que se atribuyen a estos eventos.

En este libro se realiza inicialmente un diagnóstico de la accidentalidad dentro del contexto espaciotemporal de los hechos relacionados con este problema. En primer lugar, se presenta evidencia previa de investigaciones, estudios y afectaciones basada en el ordenamiento, interpretación y análisis de la información disponible. En segundo lugar, se reporta información relevante para la detección de sitios críticos de accidentalidad y también metodologías que permiten soportar estadísticamente sus factores atribuidos. En esta segunda parte, se analizan dos estudios de caso: el primero es un contexto urbano de una provincia localizada en Norte de Santander, mientras que en el segundo se amplía el contexto para incluir las carreteras de Colombia. En el primer contexto se explica cómo determinar sitios críticos o propensos a accidentes a partir de técnicas estadísticas existentes como las bayesianas, utilizando una base de datos proveniente de accidentes viales ocurridos en el Municipio de Ocaña (Norte de Santander). Por otra parte, en el segundo se muestra cómo identificar factores que afectan la ocurrencia de accidentes de tránsito con muertes y heridos en las carreteras de Colombia a partir de información proveniente del Instituto Nacional de Medicina Legal y Ciencias Forenses en el 2011 y el 2012.

Los enfoques aquí implementados comprenden el método bayesiano (MB) y los modelos lineales generalizados (MLG), con estos se busca abordar el problema de forma correcta bajo criterios investigativos y técnicos soportados por los programas de seguridad vial. Este material bibliográfico permitirá que alumnos universitarios y profesionales investigadores conozcan herramientas de evaluación para desarrollar estrategias que ayuden a mitigar el impacto de la accidentalidad. Igualmente, este estudio será de utilidad para que las entidades encargadas a nivel local y nacional tomen las medidas necesarias para disminuir el índice de accidentalidad en Colombia.

Este documento está estructurado de la siguiente forma: en primera instancia se hace un diagnóstico de la accidentalidad en el contexto mundial, nacional y local (capítulo 1). En el capítulo 2 se hace una amplia revisión del estado del arte sobre accidentalidad bajo diferentes contextos y enfoques. En el capítulo 3 se hacen recomendaciones prácticas sobre qué modelos se deben utilizar según el contexto de

modelación abordado en los dos estudios de caso de este documento. Acá se cubre metodológicamente los modelos usados para la identificación de tramos viales críticos en accidentes bajo un enfoque con técnicas bayesianas y también se aborda el uso de MLG y su aplicación en la predicción de accidentes en vías colombianas. Por último, en los capítulos 4 y 5 se presentan los casos de estudio de determinación de sitios críticos y predicción de accidentes en vías (respectivamente), donde se describe detalladamente las zonas de estudio, metodología, resultados y finalmente se establecen las conclusiones.

CAPÍTULO 1

CONTEXTO DE LA ACCIDENTALIDAD VIAL

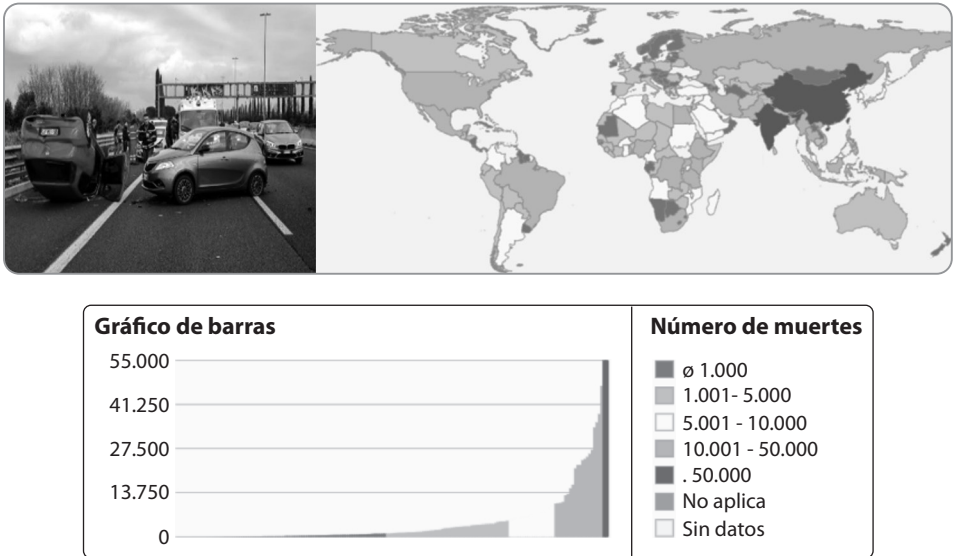
Un accidente de tránsito es un evento súbito que involucra por lo menos un vehículo, y a una o más personas que como consecuencia puede ocasionar la pérdida de vidas humanas, lesiones o daños materiales. Cada día cerca de 3.700 personas mueren en todo el mundo en accidentes de tránsito que involucran automóviles, autobuses, motocicletas, bicicletas, camiones o peatones y más de la mitad de las fatalidades son peatones, motociclistas y ciclistas (OMS, 2018). De acuerdo con la Organización Mundial de la Salud (2019), algunas de las causas comunes a nivel mundial asociadas a estos eventos son: errores humanos, exceso de velocidad, conducir bajo efectos alucinógenos, el no uso de elementos de seguridad (por ejemplo, cascos o cinturones), distracción, infraestructura vial insegura y vehículos inseguros. Otras causas mencionadas por autoridades y académicos son inexperiencia u osadía (Bucsuházy et al., 2020; Mekonnen et al., 2019); defectos visuales (Boadi-Kusi et al., 2016; Verma et al., 2016); insomnio (Garbarino et al., 2017), entre otros (Rolison et al., 2018).

En el ámbito mundial, la accidentalidad vial es considerada uno de los problemas que ocasiona mayor número de muertes y siniestros por año. Los accidentes de tránsito se encuentran entre las ocho causas principales de muertes de la población en los grupos etarios de 5 a 44 años y entre las principales causas de muerte para niños y jóvenes entre 5 y 29 años (OMS, 2018). Según la OMS el número de daños causados por accidentes de tránsito a nivel mundial es comparable con el que producen epidemias como el VIH/Sida, la malaria y la tuberculosis combinadas.

El más reciente informe de la OMS (2019) sobre estadísticas mundiales de salud continúa advirtiendo sobre los ya conocidos y crecientes números asociados a muertes y lesiones ocurridos por accidentes de tránsito. Datos del 2016 indican que para este año el número de muertos y heridos ascendió a 1,35 y 50 millones respectivamente. El mayor índice de mortalidad por cada 100.000 habitantes se presenta en los países de bajos ingresos con una tasa de 29 muertes, seguido por los países de ingreso medio con una tasa de 20 muertes y, en último lugar, los países de ingreso alto con una tasa de 8,7 muertes por cada 100.000 habitantes (OMS, 2019).

Una visión global de la accidentalidad que tiene en cuenta el número de muertes se ve en la figura 1. Estas cifras revelan que el número de muertes ocasionadas por accidentes es superior a 50.000 en el sector asiático, mientras que las cifras más bajas (inferiores o iguales a 1.000) se encuentran principalmente en Suecia, Finlandia, Noruega y Mongolia.

Los peatones, ciclistas y motociclistas son los usuarios más vulnerables de la vía pública según la OMS, ya que la mitad de las muertes mundiales por accidentes de tránsito corresponden a estos actores viales con el 22 %, 5 % y 23 %, respectivamente. El número de peatones muertos aumentó un 2,7 % entre el 2010 y el 2017 (OMS, 2018). En los países del Pacífico Occidental, donde los ciclomotores son un medio de transporte muy utilizado, el 36 % de las muertes por accidentes de tránsito afectan a ocupantes de vehículos motorizados de dos o tres ruedas (OMS, 2013).

Figura 1. Panorama de la accidentalidad vial a nivel mundial

Fuente: Organización Mundial de la Salud (2016).

Para las naciones ubicadas dentro del grupo Latinoamericano, el panorama es preocupante. El Banco Interamericano de Desarrollo (BID) reporta que para América Latina el 80 % de todos los fallecidos se concentran en los siguientes países: Brasil, México, Argentina, Colombia, Venezuela y Perú (2013). Es preciso reconocer que estos países suponen también el 80 % de la población de la región. Igualmente, respecto a los actores viales vulnerables se destaca el elevado porcentaje de atropellos a peatones (se sitúa en alrededor del 30 % de la mortalidad, aunque se reconocen ciertas limitaciones para conocer los datos reales en casi todos los países); por otra parte, en cuanto a los ciclistas y motociclistas (en los que se incluyen también los usuarios de vehículos de tres ruedas), la mortalidad se estima en un 6 % y un 1 % de la mortalidad total, respectivamente, aunque algunos países no disponen de datos fiables en este sentido. El gran impacto económico causado por los daños ocasionado por accidentes de tránsito supera los 500 mil millones de dólares anuales en Estados Unidos (Gosselin et al., 2009) y aproximadamente 6,6 billones de pesos en Colombia representando el 0,9 % del total del PIB del país (Bocarejo et al., 2010). Estudios de Bishai et al. (2003) han calculado que el gasto anual por persona en seguridad vial es de tan solo USD \$0,07 en Pakistán y USD \$0,09 en Uganda.

En vista de estas alarmantes cifras, la Organización de las Naciones Unidas (ONU), organismo internacional que congrega 192 naciones, decidió abanderar la lucha en contra de la accidentalidad vial y, a través de la resolución 64/255, exhortó a sus países miembros, entes gubernamentales, no gubernamentales y demás instituciones

encargadas de la seguridad vial, a acogerse al Decenio de Acción para la Seguridad Vial 2011–2020 (OMS, 2010) con el objetivo de estabilizar y después reducir la tendencia al aumento de las muertes por accidentes de tránsito. Con este esfuerzo se calcula que se salvarán 5 millones de vidas en los próximos 10 años en el mundo. Este se encuentra fundamentado en 5 pilares: (1) gestión de la seguridad vial, (2) vías de tránsito y movilidad más seguras, (3) vehículos más seguros, (4) usuarios de vías de tránsito más seguros y (5) respuesta tras los accidentes. Adicionalmente, en términos de seguridad vial se establecieron ejes de acción basados en criterios de prioridad que permitan una actuación adecuada y certera en la búsqueda de la prevención y mitigación de traumatismos ocasionados por los altos índices de accidentalidad (BID, 2013). Los ejes de acción organizados por orden de prioridad fueron: prioridad I: infraestructura; prioridad II: aspectos institucionales y normativos; y prioridad III: el factor humano; prioridad IV: el vehículo.

La International Traffic Safety Data and Analysis Group (IRTAD) contiene los datos de seguridad vial más recientes y la información actualizada para 41 países entre los que se encuentra Colombia. Una vez puesto en marcha el plan y los ejes de acción, las cifras de accidentalidad descendieron en un número importante de países (ver figura 2a). Por el contrario, en países como Camboya, Estados Unidos y Colombia, se presentó un aumento de accidentalidad de por lo menos 10 muertos por cada 100.000 habitantes. Por su parte, el caso de Colombia es el más crítico con 30 muertos por cada 100.000 habitantes. Ahora, si se consideran las cifras de muertes en carretera por cada 10.000 vehículos registrados (reportados por el IRTAD en el 2017), se hace manifiesto que Moroco, Chile, Estados Unidos, Jamaica, Camboya, Argentina, México, Colombia, Uruguay y África del sur son los países que tuvieron registrados en el 2017, un número más de 10 muertes de carretera. Mientras que otros países tienen un registro inferior a 5 muertes por cada 10.000 vehículos registrados (ver figura 2b).

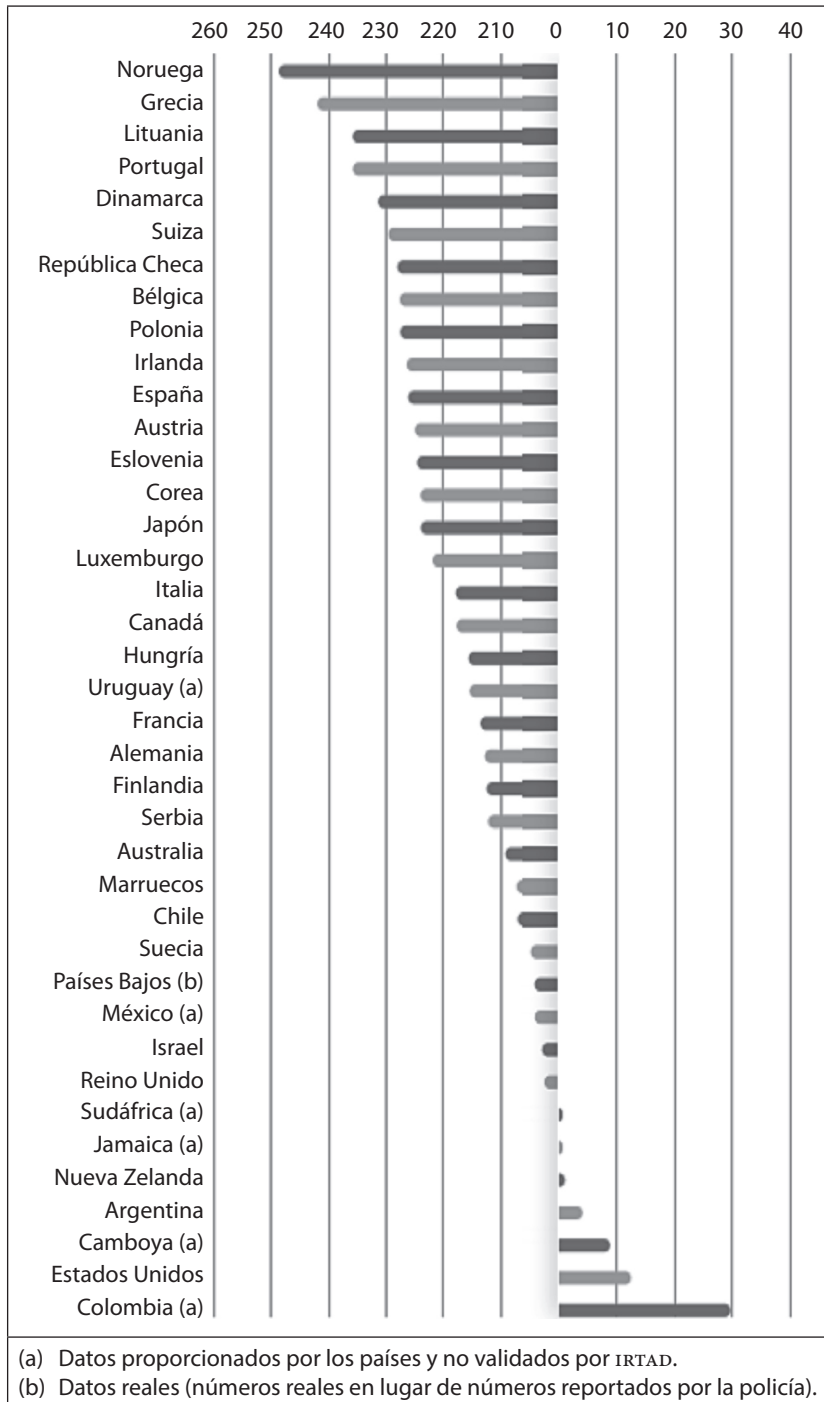
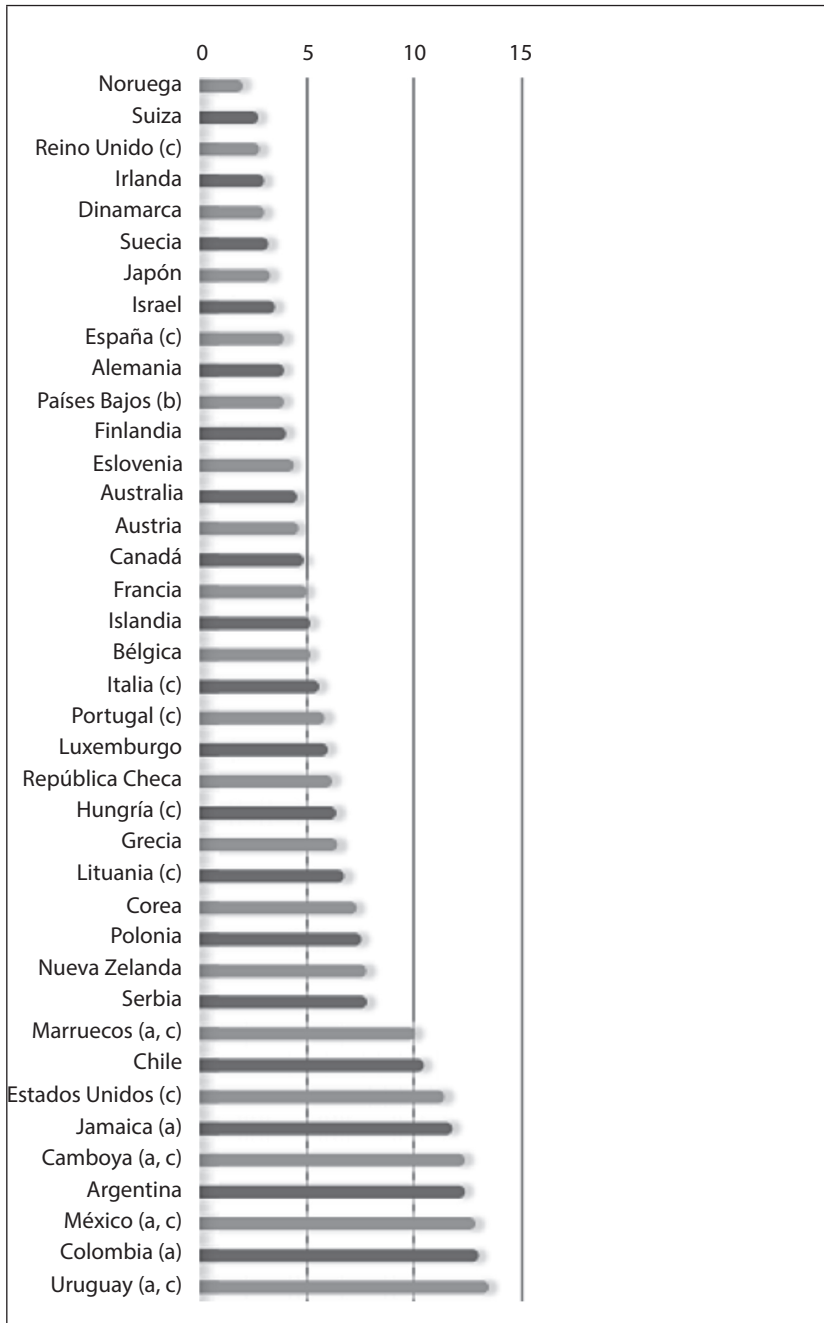
Figura 2a. Ranking que considera la mortalidad vial por cada 100.000 habitantes (2018)

Figura 2b. Ranking de muertes en carretera por cada 10.000 vehículos registrados (2017)

(a) Datos proporcionados por los países y no validados por IRTAD.

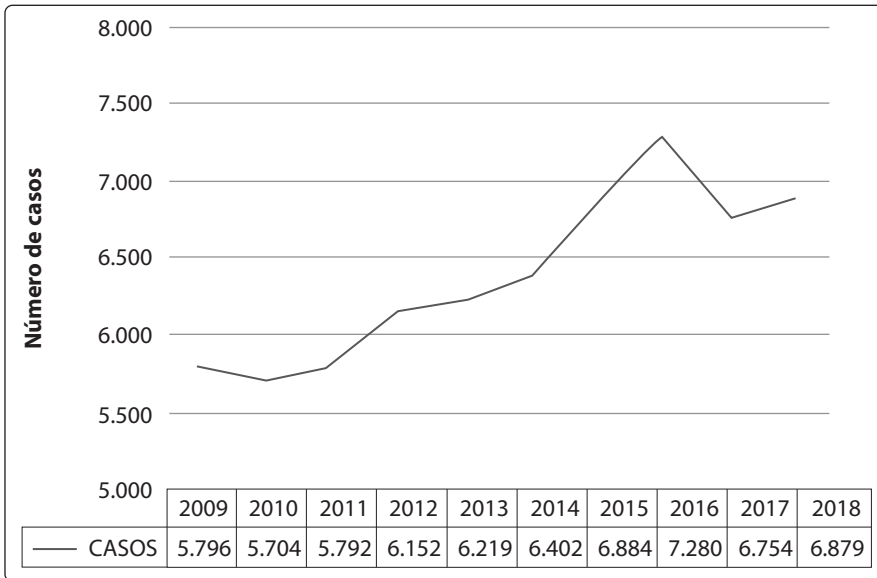
(b) Datos reales (números reales en lugar de números reportados por la policía).

(c) Datos del 2017.

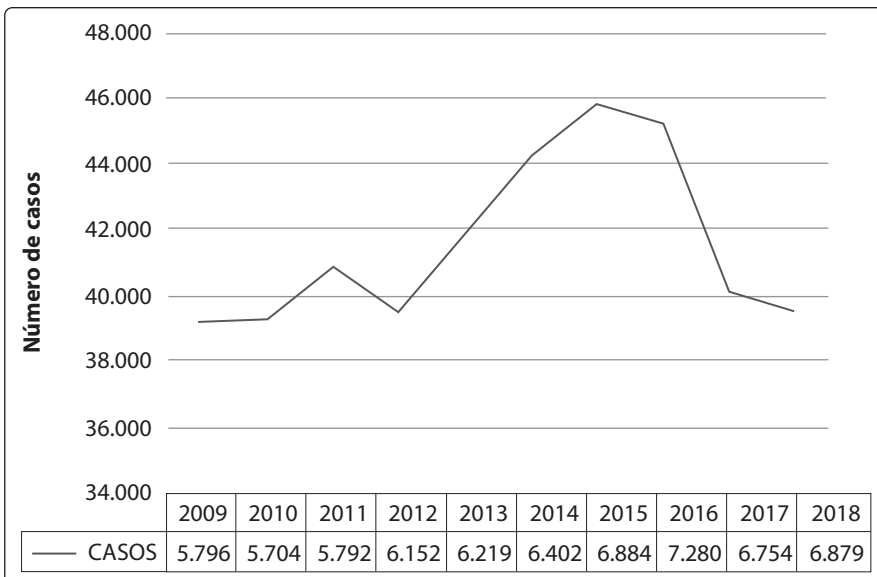
En el caso específico de Colombia, el Instituto Nacional de Medicina Legal y Ciencias Forenses (INMLCF) ha sido el ente estatal en el que se ha delegado la recolección y el análisis de los datos de accidentalidad en las carreteras del país. Estos datos declaran de manera oficial que grupos más vulnerables son los peatones y motociclistas, pues a estos se asocian el 70 % de las muertes en carreteras debido a accidentes (INMLCF, 2012). En nuestra nación, según Bhalla (2013), los traumas derivados de accidentes de tránsito tienen un costo aproximado de USD \$11.370 millones cada año.

Los accidentes viales en el país dejan más de 6.000 personas sin vida al año y son la segunda causa de muerte violenta (INMLCF, 2018). Cifras reveladas por la revista Forensis exponen que en Colombia durante el 2016 se reportaron 7.280 muertes por accidentes de tránsito (ver figura 3a) y 45.256 casos de personas lesionadas (ver figura 3b). Este problema presenta una tendencia de crecimiento variante y progresiva desde el año 2010 tanto para accidentes que ocasionan fatalidad como para los que ocasionan lesiones. En el primer caso, se presenta una diferencia de 1.576 casos de accidentes fatales con respecto al año 2010 y, en el segundo, se presenta una diferencia de 5.938 lesiones por accidentes de transporte con respecto al año 2010.

Figura 3. 3a. Muertes por accidentes de transporte, casos y tasas por 100.000 habitantes



3b. Lesiones por accidentes de transporte, casos y tasas por 100.000 habitantes



Fuente: INMLCF (2018).

La distribución sociodemográfica en materia de accidentalidad en Colombia para el 2014 muestra que el 80,5 % (5.151 casos) de las muertes ocasionadas en accidentes de tránsito corresponde a hombres y el 19,5 % (1.250 casos) a mujeres; por otra parte, para el caso de lesiones no fatales, el 62,7 % (27.711 casos) corresponden a hombres y 37,3 % (16.461 casos) a mujeres. En el rango de edades se destaca que el 57,03 % (3.651 casos) de las lesiones fatales corresponden a personas de entre 15 y 44 años; en este mismo rango de edades, los lesionados no fatales son 65,06 % (28.738 casos), lo que muestra una fuerte influencia de accidentalidad asociada a personas del género masculino y personas en un rango de edad determinado, comportamiento que se encuentra en consonancia con la tendencia mundial. Estas mismas estadísticas ratifican que el medio de transporte es un factor determinante en materia de accidentalidad, de hecho, los usuarios de motocicleta son los que presentan mayor accidentalidad con 45,52 % de muertes y 51,04 % heridos. Si comparamos esta situación local con la mundial (23 % y 15 % respectivamente), es claro que existe una gran vulnerabilidad en los usuarios que transitan con este medio.

Los pronósticos de accidentalidad para Colombia no son alentadores, ya que, si no se implementan medidas que contrarresten los altos índices de lesionados y muertos en accidentes viales, se espera para el 2020 un aumento de 10,53 % con respecto al 2010. La realidad nacional en términos de accidentalidad vial refleja un problema que afecta a toda la población, aunque existan atenuantes demográficos como el género y la edad. Además, es importante resaltar la existencia de poca cultura vial con respecto a acciones directas de los ciudadanos como el exceso de velocidad, la ingesta de alcohol, el uso de sustancias psicoactivas, el no uso de cinturones de seguridad y casco reglamentario, el desconocimiento de normas y leyes, entre otras; esto se agrupa con factores propios de condiciones externas como la condición o estado de las vías, el clima, las condiciones geométricas de la vía, el aumento del parque automotor, entre otras.

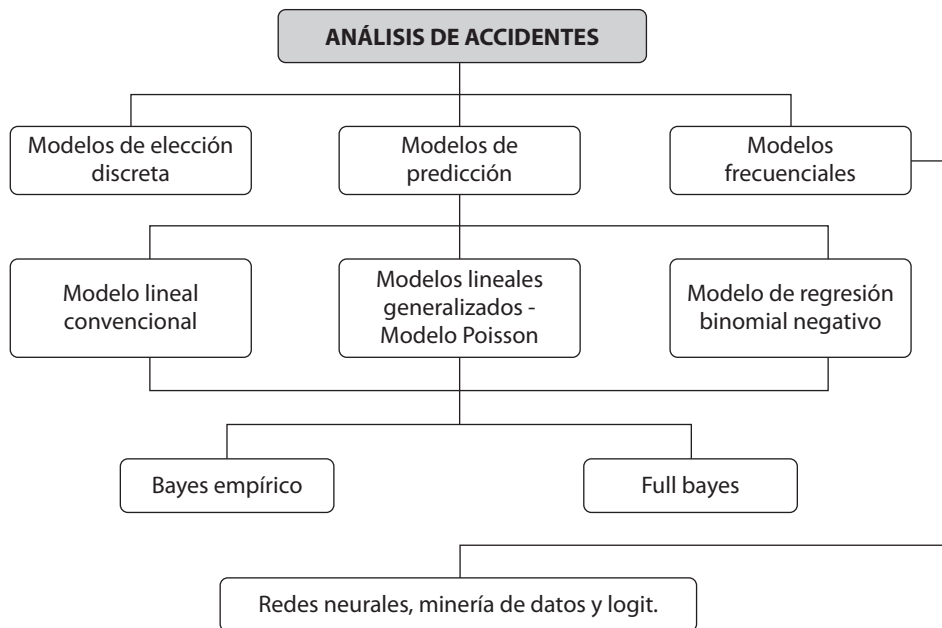
Estas cifras reflejan un aumento notable en los índices de accidentalidad. Es necesaria la implementación de medidas y de planes para contrarrestar estos altos índices porque las medidas actuales no han sido suficientes. En la actualidad son objeto de estudio las causas que generan este incremento con el fin de plantear nuevas políticas y estrategias como: planes de seguridad vial, educación y conciencia vial, seguridad de vehículos, calidad de transporte público, buen estado de la infraestructura vial, entre otros. Sin embargo, estas medidas se consideran como una primera aproximación al mejoramiento de las condiciones actuales.

CAPÍTULO 2

ESTADO DEL ARTE DE MODELOS IMPLEMENTADOS EN ACCIDENTAL VIAL

En la literatura sobre accidentalidad vial existen diversos estudios que incluyen modelos utilizados para el análisis de accidentes, en ellos se observan dos enfoques estadísticos comunes y tradicionales para el análisis de accidentes de tránsito: los modelos de elección (que también pueden ser utilizados para predicción) y los modelos de frecuencia. Vavilikolanu (2008) afirma que los modelos de elección discreta se desarrollan según el supuesto de que ya ha ocurrido un accidente, por lo que han sido utilizados principalmente para evaluar severidad; por otra parte, los modelos de predicción, como su nombre lo indica, se centran en pronosticar accidentes futuros a partir de las condiciones actuales de las vías, esto permite identificar variables estadísticamente significativas y por ello es uno de los modelos más utilizados para determinar la frecuencia de accidentes. Un esquema representativo para este tipo de análisis se observa en la figura 4.

Figura 4. Tipos de análisis de accidentes



Fuente: Vavilikolanu (2008) con modificaciones hechas por los autores.

Además de las anteriores aproximaciones mencionadas por Vavilikolanu (2008), los investigadores Abdelwahab y Abdel-Aty (2002) presentaron una técnica de modelado que se aplica a redes neuronales para anticipar la gravedad en un accidente comparado con un modelo probit ordenado. Como resultado, el modelo de redes neuronales se comporta de mejor manera en la evaluación de la severidad de lesiones del mismo modo que la modelación con logit ordinal (Lekshmi y Menéndez, 2014; Lee y Mannering, 2002), la minería de datos, entre otros.

Por otro lado, Lord y Mannering (2010) realizaron un análisis de las metodologías estadísticas utilizadas para el análisis de la frecuencia de accidentes, indicando las ventajas y desventajas de cada uno de ellos (tabla 1).

Tabla 1. Resumen de los modelos para el análisis de frecuencia de accidentes

Modelo	Ventajas	Desventajas
Poisson	El modelo más básico y fácil de estimar.	No se puede manejar el exceso o baja dispersión, además, no es recomendado para muestras pequeñas.
Binomial negativa o Poisson Gamma	Fácil estimación. Puede tener en cuenta el exceso de dispersión.	No se puede manejar la baja dispersión. No es recomendado para muestras pequeñas.
Cero inflado Poisson y binomial negativo	Maneja conjuntos de datos con exceso de ceros.	Puede tener inconsistencias. Cero Inflado - binomial negativo, además, no es recomendado para muestras pequeñas.
Conway-maxwell-Poisson	Puede manejar bajo y exceso de dispersión o la combinación de ambos.	No es recomendado para muestras pequeñas. Sin extensiones multivariadas disponibles a la fecha.
Gamma	Puede manejar datos con baja dispersión.	Tiene problemas de cálculo en la estimación de los parámetros muestrales.
Estimación de ecuaciones generalizadas	Puede manejar correlación temporal.	Puede ser necesario para determinar o evaluar los tipos de correlación temporal <i>a priori</i> . Resulta sensible a valores faltantes.
De efecto aleatorio	Maneja correlación temporal y espacial.	Pueden no ser fácilmente transferibles a otros conjuntos de datos.
Multinomial negativo	Puede explicar el exceso de dispersión y correlación.	No se puede manejar la baja dispersión. No es recomendado para muestras pequeñas.
Parámetros aleatorios	Más flexible que los modelos de parámetros fijos tradicionales en considerar la heterogeneidad no observada.	El proceso de estimación es complicado. Pueden no ser fácilmente transferibles a otros conjuntos de datos.
Bivariado multivariado	Puede modelar diferentes tipos de accidentes de manera simultánea. Su forma funcional es más flexible que los modelos de ecuaciones de estimación generalizada (puede utilizar las funciones no lineales).	El proceso de estimación es complicado. Requiere la formulación de matriz de correlación.
Redes neuronales, red neuronal bayesiana	Enfoque no paramétrico y forma funcional flexible. Por lo general proporciona un mejor ajuste estadístico que los modelos paramétricos tradicionales.	Proceso de estimación complejo. No es transferible a otros conjuntos de datos. Trabaja como cajas negras. Puede que no tenga parámetros interpretables.

Investigaciones previas concluyen que, aunque los modelos Poisson y binomial negativo (BN) son aproximaciones estadísticas apropiadas en el proceso de predicción de accidentes, el modelo Poisson resulta más apropiado cuando existen condiciones de alta homogeneidad en los tramos analizados; por otra parte, los modelos binomiales negativos se comportan mejor cuando las condiciones de dichos tramos son heterogéneas (Lord, 2006). Los modelos cero inflado (CI) es una aproximación econométrica que considera un número apreciable de secciones de carretera con probabilidad de accidente baja, por lo cual, puede ser catalogado seguro, con un estado nulo de accidentes (Lee y Mannering, 2002). De hecho, algunos autores afirman que el modelo cero inflado Poisson (CIP) es el candidato adecuado para el estudio de accidentes con excesos de ceros en los datos, pero que puede ser de difícil interpretación (Miaou, 1993).

Caliendo et al. (2007) evaluaron la frecuencia de accidentes para vías multicarriles en Italia utilizando la distribución multinomial negativa, ellos tuvieron como resultado que la variable más influyente en la accidentalidad es el número de intersecciones. En dicho estudio sugieren como medida correctiva la implementación de carriles de aceleración y desaceleración. Además, la lluvia también fue una variable altamente significativa en su estudio, para lo que proponen utilizar asfalto poroso como capa de rodadura para evitar el fenómeno de hidroplaneo.

Son diversos los resultados obtenidos al comparar modelos alternativos para evaluar la frecuencia de accidentes. Por ejemplo, el estudio de Miranda-Moreno y Fu (2006) concluyó que el modelo cero inflado-binomial negativa (CIBN), particularmente útil cuando se tiene alta frecuencia de ceros en los datos, resulta solo un poco mejor que el modelo tradicional binomial negativo; esto permita concluir que el modelo tradicional aún puede ser utilizado para predicción con alta frecuencia de ceros en los datos. Por otra parte, un estudio reciente de Agüero-Valverde (2013) comparó las distribuciones Bayes Poisson Gamma, Poisson Lognormal y los modelos CI para medir la precisión en la predicción de frecuencia de accidentes llegando a la conclusión que el modelo con mejor ajuste fue el que utilizó la distribución CIP.

Otros autores han realizado comparativos entre las distribuciones para la predicción de accidentes de tránsito como Caliendo et al. (2007), quienes utilizaron los modelos Poisson, binomial multinomial y binomial negativa que incluyen variables importantes como la precipitación, el grado de curvatura, la distancia de visibilidad, la longitud del tramo, el tránsito promedio diario (TPD), el coeficiente de fricción y la pendiente longitudinal. Estos investigadores concluyen que el modelo Poisson no es el más apropiado para evaluar la variación aleatoria del número de accidentes ya que es evidente la presencia de la sobredispersión. Entretanto, la distribución multinomial tiene mayor poder sobre la binomial negativa cuando se trata de analizar múltiples observaciones para el mismo tramo de carretera en diferentes años. Como resultado del análisis, los autores sugieren que la distribución

multinomial negativa era la herramienta de regresión estadística más acertada para la modelación de accidentes en longitudes determinadas.

Miaou (1993) investigó las propiedades estadísticas de modelos de regresión lineal convencionales e identificar posibles limitaciones de estos modelos en el desarrollo de los accidentes de carretera y las relaciones de diseño geométrico. Demostró que los modelos de regresión lineal convencionales carecen de la propiedad distributiva para describir eventos aleatorios, discretos, no negativos y típicamente esporádicos como accidentes vehiculares en carretera. Otras referencias en la literatura han apoyado la escasa capacidad de los modelos de regresión lineal (mínimos cuadrados ordinarios) para explicar los choques de vehículos como función del flujo de tráfico y características relaciones con la geometría vial (Ackaah y Salifu, 2011).

Como se ha indicado, la mayoría de los estudios de accidentalidad relacionados con la geometría de las carreteras se enfrenta al problema de tratar con un gran número de tramos de carretera que no tienen accidentes registrados durante el periodo observado. El 55,7 % de los tramos de carretera que estudiaron no habían registrado ningún accidente de vehículos reportados en un período de cinco años. En el estudio realizado por Miaou y Lum (1993) más del 80 % de los tramos de carretera no reportaban accidentes durante un período de un año, problema que no es resuelto con los modelos de regresión lineal convencionales porque no son apropiados para hacer un análisis probabilístico acerca de los accidentes en carreteras. En el caso de estudio, el 48 % de los tramos presentan cero accidentes debido a esto la investigación se ha inclinado por el desarrollo de modelos Poisson y binomial negativa y se incluyó la regresión cero inflado.

Zeng y Huang (2014) en su investigación propone utilizar modelación bayesiana para la modelación de accidentes de tránsito en una red vial urbana en Florida y realizar una comparación con los modelos Poisson y BN. Sus resultados arrojaron que los modelos tradicionales tienen el rendimiento apropiado para la predicción y evaluación de la seguridad vial, lo que confirma su eficiencia.

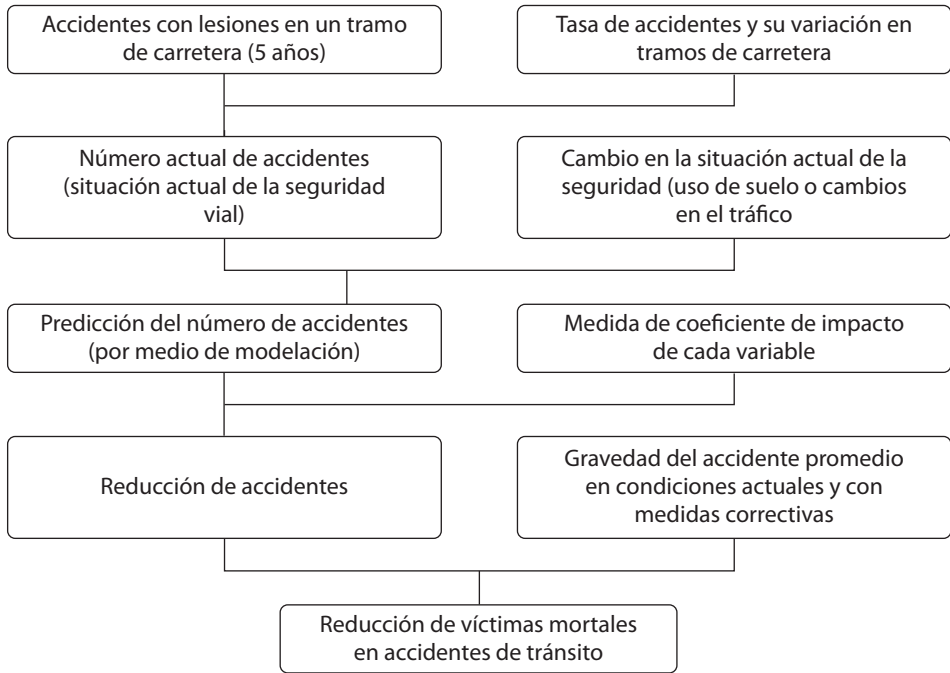
Así como muchos autores aseguran que los modelos de regresión lineal convencionales no son apropiados para la frecuencia de accidentes, Lee y Mannering (2002) comentan que las técnicas de modelado categórico como los modelos logit ordinal y otros modelos discretos también son inapropiados para la modelación de frecuencia de accidentes, mientras que los modelos BN y Poisson son las técnicas metodológicas más adecuadas para la modelación de frecuencias. También destacan que la presencia de objetos fijos a los lados como postes de energía, grupos de árboles y barreras de protección mal diseñadas de la vía son causantes de accidentes fatales en las carreteras, aunque aseguran que algunos de estas características parecen atenuar la gravedad probablemente por la reacción o comportamiento de los conductores (como la velocidad). Varios autores han planteado recientemente el uso de nuevos métodos en la investigación de la seguridad vial como el modelo

Binomial Beta (De Lapparent, 2005; Tong y Lord, 2007), los modelos de redes neuronales bayesianas (Abdelwahab y Abdel-Aty, 2002; Xie et al., 2007) y los modelos de clases latentes (Depaire et al., 2008). Sin embargo, ninguno de estos métodos propuestos ha podido sustituir a los modelos tradicionales para el análisis de la frecuencia de los accidentes de tránsito (Geedipally, 2008).

En América Latina, un estudio realizado en Cuba por García Depestre et al. (2012) definió las variables que intervienen en el proceso a partir de considerar las causas de la accidentalidad relacionadas con las características de las carreteras y el tránsito. La variable dependiente en ese caso fue la cantidad de siniestros por causa de la vía y el tránsito; por otra parte, para cada tramo como variables independientes se tomó la frecuencia total de accidentes, la consistencia del trazado, el tránsito, la presencia de andenes, la señalización, la textura y fricción del pavimento y el IRI (*International Roughness Index*). Para la modelación se utilizó la regresión lineal, regresión exponencial y la regresión multiplicativa exponencial, lo que dio mostró que el modelo más ajustado es el multiplicativo exponencial porque cumple con los supuestos establecidos en los casos en los que se usó la frecuencia de accidentes totales como función del tránsito en las carreteras. Con respecto de las limitaciones del modelo desarrollado, los autores concluyeron que solo es válido para carreteras rurales de dos carriles y que solo han sido consideradas las variables de mayor peso en la accidentalidad.

Según García Depestre et al. (2012), los resultados indican que la primera causa de la accidentalidad es el factor humano, con una influencia en el 59 % de los casos, seguido de las condiciones de la carretera (31 %) y finalmente el vehículo (20 %); se incluye en las cifras la interrelación entre los elementos y es por ello que la sumatoria es superior al 100 %. Dado que se trata de datos discretos, se prefirió utilizar las distribuciones Poisson, BN y los modelos cero inflado combinado con Poisson y BN, debido a la gran cantidad de ceros presentes en los datos utilizados.

Peltola (2000) describe un proceso que depende únicamente de los choques con lesiones (figura 5) utilizando un historial de accidentes de 5 años para la predicción de accidentes. A partir de este diagrama es claro que los modelos estadísticos tienen gran importancia para mejorar la seguridad vial en carreteras si son aplicados correctamente.

Figura 5. Diagrama de organización para el procedimiento de modelación

Fuente: Peltola (2000).

CAPÍTULO 3

MODELOS RECOMENDADOS

Aunque existen muchas aproximaciones para determinar los factores que influyen en la ocurrencia de los siniestros viales, el uso de los modelos lineal Generalizado (MLG), binomial negativo y el método bayesiano han cobrado gran relevancia en los últimos años (Dong et al., 2016; Fawcett et al., 2017; Lee et al., 2019). Además de ser los más populares en la modelación de datos de recuento (Washington, Karlaftis y Mannering, 2003), son fáciles de interpretar y los datos se adaptan a estas distribuciones con mayor frecuencia que con otros modelos. A continuación, se describe cada uno de los modelos con mayor detalle.

3.1 Modelos Lineales Generalizados (MLG)

Los MLG (cuyas siglas en inglés corresponden a *Generalized Linear Models*) son una extensión de los modelos lineales en los que la variable dependiente tiene una distribución no normal (binomiales, Poisson, Gamma, etc.), las varianzas no constantes y las covariables poseen una determinada función de enlace. Los MLG se utilizan comúnmente en modelos de frecuencias de choques porque son útiles para la interpretación de datos al azar, datos esporádicos y no negativos (Lovegrove et al., 2010; Wei y Lovegrove, 2013).

Según Cayuela (2014) ciertos tipos de variables respuesta sufren invariablemente la violación de estos dos supuestos de los modelos normales y los MLG ofrecen una buena alternativa para tratarlos. Específicamente, podemos considerar utilizar MLG cuando la variable respuesta es:

- Procesos de conteo (por ejemplo, flujos peatonales, frecuencia de accidentes).
- Procesos de conteo expresados como proporciones (por ejemplo, porcentaje de accidentes por cada 100.000 habitantes).
- Respuesta binaria (por ejemplo, masculino o femenino y sí o no).

Muchos de los métodos estadísticos comunes como la t de Student o la regresión asumen que la varianza es constante, pero en muchas aplicaciones este supuesto no es aplicable, además, es precisamente en estas condiciones donde los MLG pueden ser de gran utilidad ya que poseen tres características asociadas componente aleatoria, componente sistemática y función de enlace.

3.1.1 Componente aleatoria

Para un MLG, asuma una variable de respuesta Y cuya distribución se asimila a la expresión descrita en la ecuación 1:

$$\exp\left\{\frac{y\theta - b(\theta)}{a(\theta)} + c(y, \theta)\right\} \quad (1)$$

Para la anterior expresión, θ es el parámetro canónico, φ es un parámetro de perturbación o incomodidad y las funciones $a(\varphi)$, $b(\theta)$, y $c(y, \varphi)$ son conocidas. Además, se cumple que:

$$\mu = E(Y) = b'(\theta) \text{ y } Var(Y) = a(\varphi)b''(\theta) \quad (2)$$

Dentro de las estructuras de error, los MLG permiten especificar distintos tipos de distribuciones de errores tales como: Poisson, binomiales, Gamma y exponenciales. Es importante aclarar que para casos especiales la expresión $a(\varphi)$ es de la forma $a(\varphi) = \varphi/w$, donde w es un valor conocido.

3.1.2 Componente sistemática

Corresponde al vector de variables $X_n' = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ que influyen en la variable de respuesta. Esta puede representarse como se muestra en la ecuación 3:

$$\eta = \sum_{i=1}^n X_i \beta_i = X_n' \beta \quad (3)$$

Para la anterior expresión, β es el vector que acompaña las variables y debe estimarse.

3.1.3 Función de enlace

La función de enlace permite linealizar la relación entre la variable respuesta μ y la(s) variable(s) independiente(s) η mediante la transformación de la variable respuesta. Esto se puede expresar como la ecuación 4:

$$g(\mu) = \eta \quad (4)$$

Otra de las utilidades de la función de enlace, es la de conseguir que las predicciones de nuestro modelo queden acotadas. La tabla 2 muestra las funciones de enlace y su uso para los MLG.

Tabla 2. Función de enlace, fórmula y uso para MLG

Función de enlace	Fórmula	Uso
Identidad	μ	Datos continuos con errores
Logarítmica	$\text{Log}(\mu)$	Conteos con errores de tipo Poisson
Logit	$\text{Log}\left(\frac{\mu}{\eta - \mu}\right)$	Proporciones (datos entre 0 y 1) con errores binomiales
Recíproca	$1 / \mu$	Datos continuos con errores Gamma
Raíz cuadrada	$\sqrt{\mu}$	Conteos
Exponencial	μ^n	Funciones de potencia

Fuente: Cayuela (2014).

La variedad de modelos generalizados en la literatura permite dar un tratamiento matemático y estadístico apropiado para las variables que se consideran en cada caso. En la tabla 3 se muestran algunos de estos:

Tabla 3. Tratamiento de matemático acorde con la variable

Naturaleza de la variable respuesta	Componentes		Función de enlace	Modelo lineal	
	Sistemático	Aleatorio			
Numérica cuantitativa	<ul style="list-style-type: none"> Numérica Categoría Mixto 	Normal	Identidad	<ul style="list-style-type: none"> Regresión lineal ANOVA o de diseño experimental ANCOVA o de diseño experimental con variables concomitantes 	ML
Categoría binaria <ul style="list-style-type: none"> No agrupada Agrupada (frecuencias) 	<ul style="list-style-type: none"> Mixto Categoría 	<ul style="list-style-type: none"> Binomial (1) Bernoulli Binomial (n) 	<ul style="list-style-type: none"> Logit Probit 	<ul style="list-style-type: none"> Regresión logística Análisis logit Regresión probit 	MLG
Categoría politémica <ul style="list-style-type: none"> No agrupada Agrupada (frecuencias) 	<ul style="list-style-type: none"> Mixto Categoría 	<ul style="list-style-type: none"> Multinomial Multinomial 	<ul style="list-style-type: none"> Logit generalizado Logit generalizado 	<ul style="list-style-type: none"> Regresión logística multinomial Análisis logit multinomial 	
Recuento	Mixto	Poisson	Logarítmica	Regresión de Poisson	
Frecuencia	Categoría	Poisson	Logarítmica	Análisis loglineal	

Fuente: López-Gonzales y Ruiz-Soler (2011).

3.2 Modelo Binomial Negativo (BN)

El modelo binomial negativo, también llamado Poisson Gamma, es una alternativa bastante utilizada para la modelación de accidentes. Este modelo es de gran utilidad cuando los datos presentan un alto grado de dispersión. Este modelo tiene la siguiente forma (Washington et al., 2011):

$$\lambda_{ij} = EXP(\beta X_{ij} + \varepsilon_{ij}) \quad (5)$$

Donde $EXP(\varepsilon_{ij})$ es un término de error de la distribución Gamma con media 1 y varianza α^2 . Esto permite diferenciar la varianza de la media de la siguiente forma (Washington et al., 2011):

$$VAR[n_{ij}] = E[n_{ij}][1 + \alpha E[n_{ij}]] = E[n_{ij}] + \alpha E[n_{ij}]^2 \quad (6)$$

De esta forma, el modelo binomial negativo se presenta así (Washington et al., 2011):

$$P(n_{ij}) = \frac{\Gamma\left(\left(\frac{1}{\alpha}\right) + n_{ij}\right)}{\Gamma\left(\frac{1}{\alpha}\right) n_{ij}!} \left(\frac{1}{\alpha}\right)^{\frac{1}{\alpha}} \left(\frac{\lambda_{ij}}{\left(\frac{1}{\alpha}\right) + \lambda_{ij}}\right)^{n_{ij}} \quad (7)$$

$\Gamma(\cdot)$: la función Gamma.

En la siguiente ecuación se observa la forma de la media y la varianza de la variable aleatoria del modelo (Geedipally, 2008):

$$E(n_{ij}) = \lambda_{ij} \quad (8)$$

$$Var(n_{ij}) = \lambda_{ij} + \alpha \lambda_{ij}^2 \quad (9)$$

Particularmente, cuando $\alpha \rightarrow 0$, la varianza de los choques es igual a la media y este modelo converge al modelo estándar de regresión de Poisson.

3.3 Método bayesiano (MB)

El uso del MB en la identificación de tramos críticos de accidentalidad radica en relacionar n variables aleatorias (Y_1, \dots, Y_n) correspondientes a tramos i ($i = 1, \dots, n$) bajo estudio, donde ocurren una razón actual de accidentes (λ_i) durante un periodo de tiempo determinado. Suponemos que λ_i se distribuye de acuerdo a una ley de probabilidad con función de densidad $f(\lambda_i | \theta_i)$, donde θ_i representa la media del número de accidentes en el tramo de i (parámetro de interés). El MB, asumiendo una distribución con densidad $\pi(\theta_i)$ en θ_i , permite la incorporación de un conocimiento previo sobre el comportamiento de θ_i . Esta información previa se combina con la información presentada por la muestra en la distribución posterior, representada por

$p(\theta_i | \lambda_i)$. La distribución posterior de θ_i es una aplicación directa del teorema de Bayes y tiene la siguiente forma como se muestra en la ecuación 1 (Carlin y Louis, 2000):

$$p(\lambda_i) = \frac{f(\theta_i)\pi(\theta_i)}{m(\lambda_i)} = \frac{f(\theta_i)\pi(\theta_i)}{\int f(\theta_i)\pi(\theta_i)d\theta_i} \quad (10)$$

Donde $m(\lambda_i)$ representa la función de densidad marginal incondicional de λ_i y $f(\lambda_i|\theta)$ es la probabilidad de los datos observados.

Simplificadamente, como lo expresan Feria-Torres y Timaná-Rojas (2008), el MB agrupa en dos procesos consecutivos dicha estimación: en primera instancia se estima el historial de accidentes para cada uno de los sitios i , de manera que se define la distribución de probabilidad de la razón de accidentes en cada tramo estudiado de forma local. El segundo paso consiste en utilizar esta distribución de probabilidad local y el recuento de accidentes de cada sitio i para obtener una estimación más fina de la distribución de probabilidad que se asocia a la razón de accidentes de un sitio i en particular. De esta forma, es posible evaluar la probabilidad de que alguno de los tramos en estudio pueda ser peligroso. Ahora bien, la función de distribución acumulada respecto a la razón de accidentes (λ_i), se representa como se evidencia en la ecuación 11:

$$P(\lambda_0 \leq \lambda) = \int_0^\lambda f_i(N_i, V_i)d\lambda \quad (11)$$

Donde V_i es la cantidad de vehículos que transitan por el tramo i durante el periodo de estudio, N_i es el número de accidentes ocurridos en un tramo i estudiado dentro del tiempo de estudio analizado y $f_i(\lambda | N_i, V_i)$ es la función densidad de probabilidad asociada con la razón accidentes en un tramo i .

Investigaciones previas de Cheng y Washington (2005) exponen dos supuestos básicos en los cuales en MB basa su lógica:

Supuesto 1: en un lugar dado, la incidencia de choques obedece a un proceso de conteo tipo Poisson, donde la probabilidad de que ocurran n accidentes por unidad de tiempo ($n = 0, 1, 2, \dots$) está dada por la ecuación 12:

$$P\left(N_i = \frac{n}{\lambda_i} = \lambda, V_i\right) = \frac{(\lambda V_i)^n e^{-\lambda V_i}}{n!} \quad (12)$$

Supuesto 2: la distribución de probabilidad $F_r(\lambda)$ es de la población de los sitios que distribuye Gamma, donde $g(\lambda)$ es denotado como la función de densidad de probabilidad Gamma y es típicamente modelado como una función de las covariables del sitio, representada en el ecuación 13:

$$F_r(\lambda) = \frac{\beta^\alpha * \lambda^{\alpha-1} * e^{-\beta\lambda}}{\Gamma(\alpha)} \quad (13)$$

En estas ecuaciones α es el parámetro de forma y β es el parámetro de escala de la función Gamma, los cuales se pueden estimar a partir de los procedimientos planteados por Hagle y Witkowski (1988). Finalmente, el MB permite dos tipos de aproximaciones a partir de las cuales es posible la identificación de los tramos críticos de accidentes. La primera hace uso de la ecuación 14 para determinarlos:

$$Prob = 1 - \int_0^{\lambda_p} \frac{\lambda_p \beta_i^{\alpha + \lambda_{cr} * V_i} * (\lambda)^{\alpha + \lambda_{cr} * V_i - 1} * e^{-\beta * \lambda}}{\Gamma(\alpha)} d\lambda \quad (14)$$

Donde λ_p es la media de las razones de accidentes observadas para todos los tramos estudiados y λ_{cr} corresponde a la tasa crítica de accidentes en cada tramo estudiado.

Para esta aproximación inicial se determina la probabilidad (Prob) que $\lambda_{cr} \leq \lambda_r$; esta probabilidad se encuentra definida según el nivel de confianza, el cual para propósitos de esta investigación se definió en 95 %. Así, los valores de λ_{cr} son estimados de manera que exista una probabilidad del 95 %. Después $\lambda_{cr} \leq \lambda_r$ son comparados. Si esta inspección se cumple luego se acepta la hipótesis nula (H_0) y se determina el tramo como crítico.

La segunda aproximación, planteada la estimación de la probabilidad basada en la ecuación 15:

$$Prob = 1 - \int_0^{\lambda_r} \frac{\lambda_r \beta_i^{\alpha_i} (\lambda)^{\alpha_i - 1} e^{-\beta_i \lambda}}{\Gamma(\alpha_i)} d\lambda \quad (15)$$

Donde λ_r corresponde a la razón de accidentes observada para cada uno elementos de la red vial estudiada durante la ventana de observación de los datos disponibles, el cual ya fue declarado anteriormente. Respecto a las estimaciones provenientes de la segunda aproximación, se estima desde la probabilidad (Prob) para luego compararse con la establecida en el umbral de probabilidad que ya se había definido como el 95 %. Si esta probabilidad es igual o superior al 95 %, la hipótesis nula (H_0) es rechazada y el tramo es declarado como crítico.

3.3.1 Identificación de tramos críticos y factores influyentes

La identificación de tramos críticos o peligrosos de accidentalidad surge como una de las alternativas para abordar el problema de forma correcta, convirtiéndose en el primer paso dentro de la investigación e implementación de programas de seguridad vial. Es común encontrar que los países han enfocado sus esfuerzos en generar políticas públicas de tipo reactivas para combatir de la accidentalidad vial. Es decir, después de producido el accidente se aplica un tratamiento correctivo en lugares que observan conteos que superan un umbral predeterminado. Fawcett et al. (2017) consideran esto como un enfoque a mejorar y por el contrario argumentan que la acción debe ser proactiva. Así, se puede evitar que este umbral se supere en primer lugar a través de un pronóstico preciso de las tasas de accidentes en los próximos años, es decir, un proceso de predicción de puntos críticos.

Después de identificados los puntos críticos de accidentalidad, el siguiente paso es definir los factores que influyen en la generación u ocurrencia de accidentes viales. Puntualmente nos referimos a variables como los flujos vehiculares, los factores ambientales, las características geométricas de la infraestructura vial, las velocidades, entre otras. Finalmente, ejecutados los pasos anteriores, se definen políticas preventivas o correctivas que incentiven el descenso de cifras asociadas a accidentes viales. La literatura respecto a la influencia de variables que influyen en la ocurrencia de siniestros viales es vasta. Entre estas se encuentran factores como la geometría vial (Karlaftis y Golias, 2002; Chang, 2005), flujos vehiculares (Winslott, 2004; Ayati y Abbasi, 2011), condiciones ambientales (Venkataram et al., 1995; Chang, 2005) y a la velocidad (Ossiander y Cummings, 2002; Rangel et al., 2013). De la misma manera, hay reportes en la literatura que evidencian cómo a partir de técnicas bayesiana se valora la efectividad de las medidas de seguridad vial (Hauer et al., 2002; Persaud y Lyon, 2007; Lan et al., 2009), sin embargo, este tema no estuvo dentro del alcance de esta investigación.

Una de las virtudes que posee el MB es que controla el denominado efecto de “regresión a la media” en el análisis de estudios de seguridad vial, por tanto, hay una tendencia natural a poner un sello de aprobación a cualquier estudio que utiliza esta metodología y suponer que los resultados se pueden usar en la especificación de los factores que influyen en accidentes para su uso en el desarrollo de tratamientos para sitios y tramos viales peligrosos.

Según Cheng y Washington (2005), algunos elementos del diseño vial como tramos de carreteras, intersección, curvas, entre otras, son susceptibles de accidentalidad. Condiciones como las altas variaciones aleatorias de accidentes de tránsito durante periodos de observación o problemas de seguridad asociados al entorno (flujo vehicular, naturaleza del sitio y el diseño geométrico vial inapropiado) afectan la frecuencia de accidentes. El estudio e identificación de sitios críticos de accidentalidad (o sus diferentes versiones en inglés: *accident prone locations*, *blackspots*, *hotspots*, *high risk locations*, *sites with promise*) puede estar sometido a dos tipos de efectos muy comunes en estos casos. Los primeros son conocidos como *falsos negativos* y se caracterizan por ser un sitio inseguro que no revela frecuencias de accidentes altas. Por otro lado, los *falsos positivos* son aquellos en los que se pueden observar frecuencias de accidentes altas en un lugar relativamente seguro. Las anteriores situaciones deben ser consideradas porque, dentro de una burocracia como la colombiana donde las inversiones a favor de la seguridad vial son tan restringidas y escasas, pueden dar lugar a que dichos presupuestos se traduzcan en poco o ningún beneficio en términos de seguridad vial. La principal implicación de sitios en estas condiciones es la pérdida de oportunidades para las inversiones de seguridad vial eficaz, en el caso de los falsos negativos. Como es de esperar, si el modelador aplica correcta y criteriosamente sus conceptos, podrá declarar a un sitio seguro como verdaderamente “seguro” y un sitio inseguro como verdaderamente “inseguro”. Para efectos y eficiencia de esta investigación nosotros

determinaremos tramos viales que cumplan con el criterio de una baja proporción de falsos negativos y falsos positivos usando el MB.

Una revisión de la literatura ha permitido hallazgos de otras técnicas paralelas al MB con las que es posible identificar tramos críticos de accidentalidad. Dentro de estos se reportan el método de clasificación (Persaud et al., 1984; Persaud, 1986) y el método de intervalos de confianza (Laughlin et al., 1975). Los anteriores son muy útiles y se apoyan en diferentes enfoques para el análisis y determinación de sitios críticos, concluyendo que en algunos casos producen gran cantidad de falsos positivos y en otros, donde existen sitios con relativamente pocos accidentes y bajas exposiciones, no pueden evaluar o experimentar mejoras significativas (Cheng y Washington, 2005). Otra metodología que se proyecta en los últimos años como un método acertado y con resultados pertinentes es el método de regresión cuantil (Qin et al., 2010). El MB posee una mayor credibilidad y garantía en los resultados en la identificación de tramos críticos de accidentalidad, razón por la que es la aproximación utilizada en esta investigación. Otros estudios (Geurts y Wets, 2003; Cheng y Washington, 2005; Miaou y Song, 2005; Miranda-Moreno, 2006; Geurts et al., 2006; Miranda-Moreno et al., 2007) han demostrado que el MB ofrece una mejor capacidad de determinación de sitios con alta peligrosidad o riesgosos en términos de seguridad. Respecto al nivel de peligrosidad efectuado a los tramos críticos encontrados, se evidencian estudios que reportan como a partir del MB se pueden lograr priorizaciones para inversiones eficientes (Feria-Torres y Timaná-Rojas, 2008).

3.3.2 Criterios para determinar un ranking de peligrosidad

Una vez identificados los sitios críticos de accidentes, es necesario establecer un nivel de peligrosidad y de esta manera priorizar inversiones e implementar políticas preventivas o correctivas que permitan maximizar los beneficios asociados a la seguridad vial. Existen dos criterios que permiten determinar un nivel de peligrosidad:

Primer criterio: este criterio es establecido como la razón entre los accidentes observados para cada tramo objeto de estudio (λ_r) y la razón crítica de accidentes para cada tramo objeto de estudio (λ_{cr}). En cualquier caso, este cálculo debe ser mayor o igual a 1 ($\lambda_r / \lambda_{cr} \geq 1$) para considerar un tramo como crítico.

Segundo criterio: el segundo criterio está dado por la ecuación 16:

$$(\lambda_r - \lambda_{cr}) * a \quad (16)$$

Aquí a , relaciona el tránsito promedio diario (TPD) y el tiempo (años) correspondiente a los registros de accidentes disponibles. La ecuación 17 muestra cómo debe estimarse:

$$a = \frac{TPD * T * 365}{1.000.000} \quad (17)$$

CAPÍTULO 4

ESTUDIO DE CASO 1: DETERMINACIÓN DE SITIOS CRÍTICOS DE ACCIDENTES

Dado el interés en mostrar la metodología y análisis para la determinación de sitios críticos de accidentes, se ha seleccionado el estudio de caso que corresponde al sector urbano de la ciudad de Ocaña (municipio de Norte de Santander) que presentó un incremento de más de 400 % en la tasa de accidentalidad entre el 2007 y el 2013 (ver información detallada en el siguiente numeral). Dos aspectos adicionales en este caso son: primero, se ha logrado caracterizar el tipo de vehículos que han estado involucrados y, segundo, también se ha caracterizado el tipo de personas afectadas, entre las que se encuentran peatones.

En esta sección se describe cómo fueron alcanzados los hallazgos y cuáles tramos considerados se identificaron como críticos o peligrosos en la práctica. Adicionalmente, se muestra cómo se estableció el nivel de peligrosidad para determinar un orden de priorización y así definir medidas preventivas o correctivas que disminuyan el fenómeno. A continuación, se describe con detalle la zona de estudio, el contexto de accidentalidad, la metodología, datos, resultados, discusión y conclusiones.

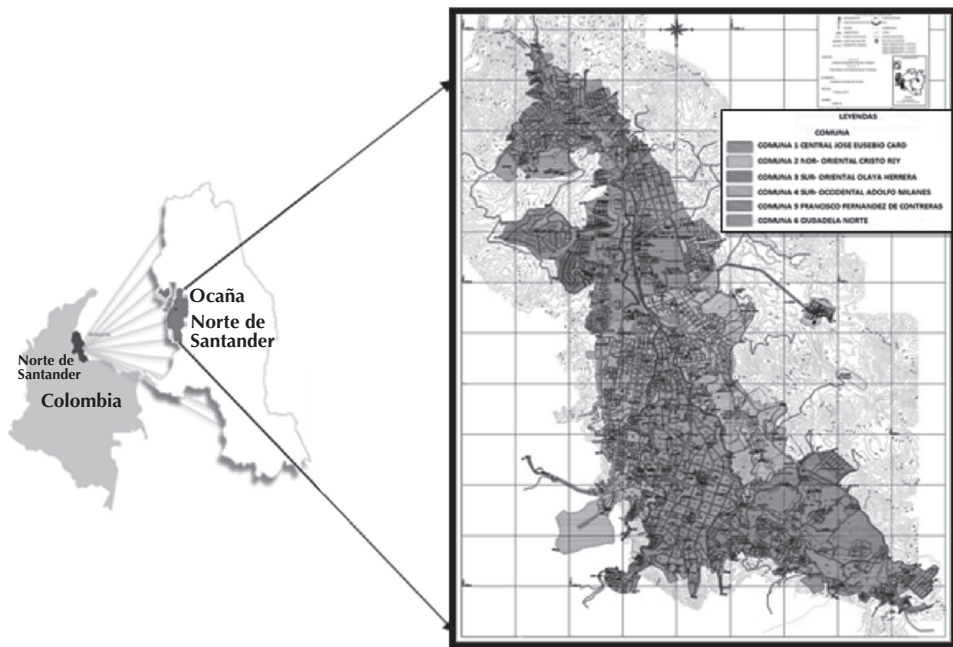
4.1 Zona de estudio

El casco urbano de Ocaña está localizado en el extremo noroccidental del departamento de Norte de Santander cerca de la región del Catatumbo (figura 6). Esta ciudad cuenta con una extensión de 646 km² que representa el 2,76 % del área total del Departamento. La cabecera municipal se encuentra a una distancia de 203 km de la capital del Departamento por la vía Ocaña-Cúcuta, además se comunica con

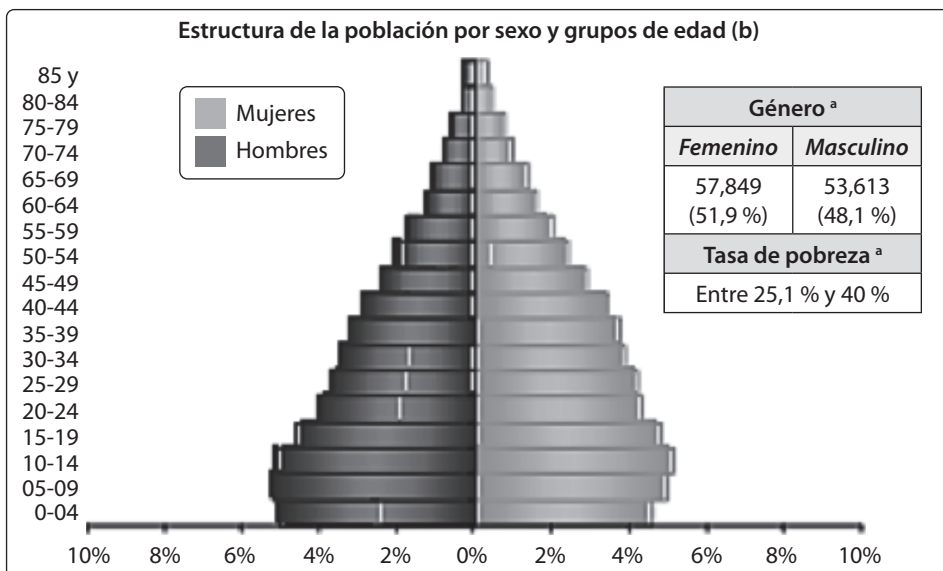
el Departamento del César en la vía Río de Oro-Aguachica, empalmando con la carretera que va a la Costa Atlántica y hacia el centro del país (Dirección Nacional de Planeación, 2010). La división político-administrativa está configurada por seis comunas (figura 6) que están compuestas por 169 barrios (Alcaldía de Ocaña - Norte de Santander, 2012).

Poblacionalmente Ocaña se constituye como el segundo municipio del departamento después de Cúcuta, ya que cuenta aproximadamente con 110.671 habitantes (Dane, 2018). Características socioeconómicas relevantes de la población fundamentales para el objetivo de estudio se muestran en la tabla 4.

Figura 6. Localización general



Fuente: Secretaría TIC (2015) y Alcaldía de Ocaña - Norte de Santander (2012).

Tabla 4. Características socio demográficas Ocaña (Norte de Santander) - Estudio de caso 1

4.2 Contexto local de accidentalidad

El contexto local descrito a continuación se basa en la información y registros de accidentalidad de una base de datos comprendida entre el 2007 y el 2013 (hasta el mes de agosto) para el municipio de Ocaña. Esto es una referencia inicial para conocer el estado del municipio en términos de accidentalidad, así como su caracterización, la evolución de la temática de accidentalidad en el tiempo y la efectividad de las medidas planteadas por los entes gubernamentales.

El panorama de la accidentalidad en Ocaña básicamente se puede resumir en las siguientes premisas:

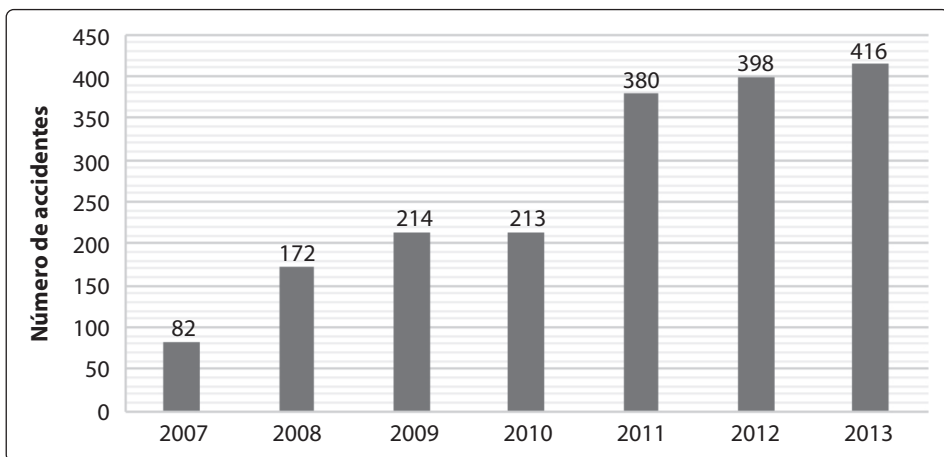
- La evolución del fenómeno de la accidentalidad en Ocaña proyecta una tendencia de crecimiento desde el 2007 hasta el 2013. Es vidente un aumento del 78 % entre el 2007 hasta el 2011, aunque se presenta una aparente estabilidad entre el 2012 y el 2013 del 8 %. Este crecimiento ha sido similar al comportamiento de este fenómeno a nivel nacional.
- Los registros evidencian que los picos representativos se encuentran a las 8:00, 12:00 y 18:00 horas y posiblemente están relacionados con las horas de mayor circulación vehicular. Para el conjunto de datos analizados se observa un periodo de alta accidentalidad entre las 18:00 y las 21:00 horas, mientras que el periodo de menor registro de accidentes está entre las 2:00 a 5:00 horas.
- El 53,20 % de los accidentes ocurren durante los días viernes, sábado y domingo; por el contrario, la menor cantidad de accidentes son el miércoles.

- La implementación del decreto 072 del 17 de febrero del 2012 no disminuyó la accidentalidad los días miércoles, por el contrario, trasladó un aumento de los accidentes para el martes.
- La población más vulnerable y afectada por el fenómeno de la accidentalidad vial son las personas con grupo de edades comprendidas entre los 16 y 25 años con un total del 41,80 % del total de accidentes.
- El vehículo en el que ocurren la mayor cantidad de accidentes es la motocicleta. Entre el 2007 y el 2013, en el 66 % de los casos por lo menos una moto se ve involucrada en accidentes. Estas cifras son acordes a lo reportado por el Viceministerio de Transporte - Grupo de Seguridad Vial (2014), pues los accidentes asociados a motocicletas se asocian a la tendencia de aumento en la participación porcentual de mortalidad y morbilidad por hechos de tránsito con un peso del 61 % del total de fallecimientos entre el 2005 al 2013.

A continuación, se presentan las cifras relacionadas con la información disponible para la ciudad de Ocaña.

De acuerdo con un estudio realizado por Guerrero y Santiago (2015) entre los años 2007 y 2013, en Ocaña se presentó un aumento de 407 % en materia de accidentalidad. Las cifras pasaron de 82 personas accidentadas en el año 2007 a 416 personas accidentadas en el año 2013. En la figura 7 se puede observar la tendencia creciente del número de eventos, así como también se puede observar que este aumento es marcadamente mayor en los últimos tres años. Nótese que el mayor número de accidentes se presentaron entre 2011 y 2013 lo que representa un aumento de 9,47 % (figura 7).

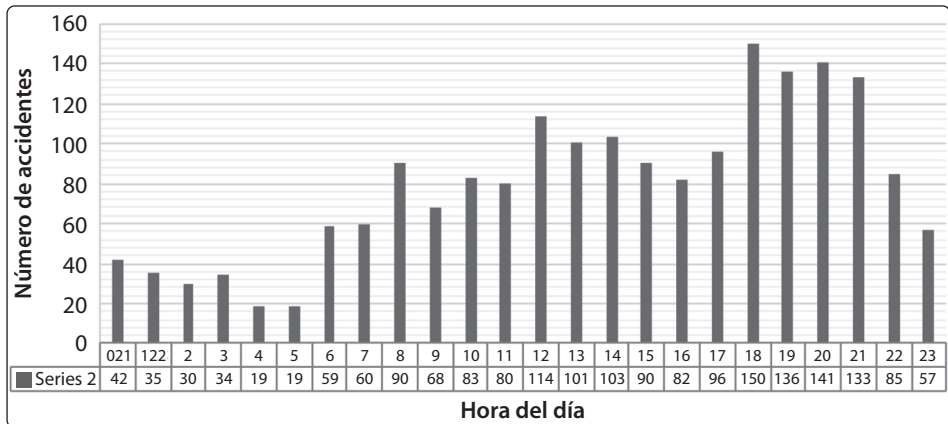
Figura 7. Número de accidentes por año



Fuente: Guerrero y Santiago (2015).

Por otra parte, si se consideran las horas en las que se presenta una mayor accidentalidad, los registros muestran que estas son las 18:00, 19:00, 20:00 y 21:00 horas. Otras horas que destacan por sus picos son las 8:00, 12:00 y 18:00. Esto posiblemente se encuentra relacionado con las horas de mayor circulación vehicular (ver figura 8).

Figura 8. Número de accidentes por hora durante el día



Fuente: Guerrero y Santiago (2015).

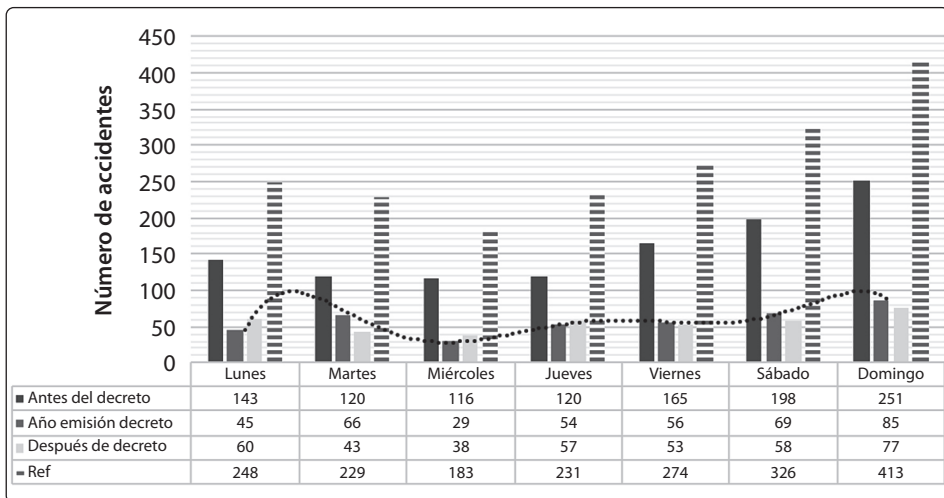
Los días de la semana también muestran una tendencia de accidentalidad que debe ser analizada. A partir del estudio de Guerrero y Santiago se conoce que los días con mayores índices de accidentalidad son los fines de semana. El mayor número de accidentes se dan durante el domingo con un total de 413 víctimas y el día con menos accidentes es el miércoles con un total de 183 víctimas. Las causas asociadas a los altos índices de accidentalidad presentados durante los fines de semana se asocian al aprovechamiento de tiempo libre en actividades que están ligadas a la necesidad de transporte de personas y al aumento en el consumo de bebidas alcohólicas.

Para contrarrestar los problemas de movilidad y accidentalidad en Ocaña, fue restringida la circulación de motocicletas los miércoles de cada semana durante un año mediante el decreto 072 del 17 de febrero del 2012. En la figura 9 se muestran las cifras comparativas que reflejan que tan efectiva fue esa medida. Nótese que antes del decreto 072 del 17 de febrero del 2012 se presentó un mínimo de 116 accidentes el miércoles y un máximo de 251 accidentes el domingo, mostrando una tendencia creciente de miércoles a domingo. Mientras que durante el decreto 072 del 17 de febrero del 2012, se presentó un mínimo de 29 accidentes el miércoles y un máximo de 85 accidentes el domingo. Después de finalizado el decreto, se presentó un mínimo de 38 accidentes el miércoles y un máximo de 77 accidentes el domingo, lo que significa una variación de accidentes con respecto al martes del 13,15 %. Por lo tanto, se puede decir que las políticas implementadas son un aporte fundamental en materia de accidentalidad. Sin embargo, es necesario realizar una evaluación más detallada que permita la generación

de otras políticas que permitan mitigar la accidentalidad vial sin trasladar el problema a otro día de la semana.

Un factor para destacar es que durante esta medida se generó un crecimiento considerable en el comportamiento habitual de la accidentalidad el día martes. Antes del decreto el número de accidentes del martes estaba 3,4 % por encima del número de accidentes del miércoles, mientras que durante el decreto el número de accidentes del martes mostró un aumento del 127 % con respecto al miércoles. Este comportamiento puede asociarse con el hecho de que el decreto produjo el día martes un aumento en el uso de la moto, posiblemente relacionado con la realización de actividades o actividades laborales este día, pues el miércoles no se podría utilizar la motocicleta. El aparente incremento de flujos vehiculares el martes aparentemente ocasionó paralelamente una mayor circulación de motocicletas derivando en incrementos también el número de accidentes viales en este día en particular.

Figura 9. Número de accidentes por día de la semana



Fuente: datos tomados de Guerrero y Santiago (2015).

Por otra parte, el número de accidentes en función de la edad lo encabezan personas con rangos de edad entre 16-25 años equivalente a 41,80 % del total de accidentes ocurridos, esto muestra que este grupo etario es el actor vial más vulnerable en materia de accidentalidad para el municipio. Los grupos de edad menos afectados son los comprendidos entre los 0 a 8 años y 46 a 55 años con el 2,36 % y 6,72 % respectivamente (tabla 5). Un aspecto a tener en cuenta de estos análisis es el hecho de que el grupo de entre 16 a 25 años corresponde a la población joven del municipio, es decir, personas que están en edad productiva en términos educativos y laborales, esto debe estudiarse más a profundidad y sobre esta población se deben dirigir grandes esfuerzos para controlar este problema.

Tabla 5. Número de accidentes por grupo de edades

0 a 8 años	9 a 15 años	16 a 25 años	26 a 35 años	36 a 45 años	46 a 55 años	Mayores de 55 años
40	138	709	341	216	114	138

Fuente: datos tomados de Guerrero y Santiago (2015).

Otra peculiaridad de la zona es que durante los últimos años se ha incrementado el índice de accidentes asociados a la motocicleta, de hecho, cifras oficiales a nivel nacional indican que este tipo de actor vial está en la cima de la escala con una deshonrosa cifra de 44,28 % muertes y 50,62 % heridos. Luego, se asocian a peatones 29,27 % muertes y 22,67 % heridos (INMLCF, 2012). En Ocaña, las tendencias mostradas en la tabla 6 representan el porcentaje de sucesos en los que, por lo menos, una moto se ha visto involucrada en un accidente. Entre el 2007 y el 2008 se observa un descenso del 12,8 % en los accidentes asociados a este tipo de vehículo, pero a partir del 2009 la tendencia de crecimiento es evidente, ratificando la peligrosidad y las altas tasas de accidentes asociadas a este vehículo de transporte. En promedio, entre el 2007 y el 2013 en el 66 % de los casos por lo menos una moto ha estado comprometida en eventos de accidentes. Se evidencia que para el 2013 se presenta la mayor tasa de accidentalidad en motocicletas con el 88,2 %.

Tabla 6. Porcentaje de motocicletas involucradas en accidentes por año

2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
51,2	38,4	50,5	71,4	81,1	77,9	88,2

Fuente: datos tomados de Guerrero y Santiago (2015).

4.3 Información general y datos

La metodología abordada consiste en:

1. Recopilación de registros de accidentes lo más detallada posible. Por ejemplo, en este caso se consiguieron datos sobre lugar, día, hora, número de afectados, papel de los afectados (por ejemplo, conductores, peatones, ciclistas o persona en otro vehículo), gravedad de la afectación y cantidad de vehículos involucrados.
2. Caracterización de la zona de estudio con respecto a particularidades viales (por ejemplo, geometría y entorno vial, velocidades, flujo vehicular de la zona, entre otras. Par más información ver tabla 7).
3. Estimación de modelo utilizando el método empírico bayesiano (MB).
4. Análisis de resultados y conclusiones.

A continuación, encontrará la información detallada de cada uno de los aspectos mencionados anteriormente:

Se conformó una base de datos de registros de accidentes viales ocurridos en el casco urbano de Ocaña entre el 2007 y el 2013 (hasta el mes de agosto). Esto se realizó cumpliendo con las condiciones sugeridas por reportes de los investigadores Cheng y Washington (2005), quienes establecen que se deben estudiar lapsos de tiempo entre 3 a 6 años en materia de accidentalidad. En países como Colombia, los informes de accidentes viales son administrados por la Policía Nacional y otras entidades como el Cuerpo de Bomberos Voluntarios o Defensa Civil. Esto es así en el caso particular de Ocaña, ya que en otros municipios y ciudades es diferente. La conformación de la base de datos fue un trabajo minucioso, ya que involucró etapas de revisión y validación. Esto se debió a que eran diferentes fuentes de información, pero igual de relevantes y valiosas en términos de lo que reportan; sin embargo, este tipo de situaciones implican algunas desventajas (Also y Langley, 2001; Brenac y Clabaux, 2005). La solicitud de registros de accidentes debe realizarse a través de estas entidades, dado que al momento de ocurrido un accidente la Policía Nacional es la entidad que tiene a cargo el levantamiento los respectivos croquis para determinar responsabilidades jurídicas o penales de ocurrencia de estos eventos, mientras que entidades como el Cuerpo de Bomberos y la Defensa Civil Seccional, además de registrar el accidente, se encargan de brindar socorro y atención médica a las víctimas que son conducidas a la red de clínicas y hospitales de la ciudad.

Para el estudio fue necesaria la estimación de los tránsitos promedios diarios (TPD) de cada uno de los 163 corredores estudiados, ya que el MB permite relacionar la cantidad de accidentes asignados a cada tramo con los volúmenes vehiculares. Para mayor información sobre cómo realizar la estimación de conteos o aforos vehiculares y estimación de diferentes tránsitos promedios, el lector puede referirse a Cal y Mayor, y Cárdenas (2019). La definición de los 163 tramos estudiados correspondió a una longitud total de 110,3 km. La extensión de los tramos se consideró la homogeneidad geométrica a lo largo de los mismos, encontrándose variaciones en la longitud desde 355,85 m hasta 4.084,26 m (ver tabla 7). Según el Departamento Nacional de Planeación (2010), la ciudad de Ocaña cuenta con aproximadamente 118,2 km de vías principales y locales. Este estudio alcanzó a cubrir un 93,3 % de la longitud total del perímetro urbano.

La tabla 7 corresponde a un resumen estadístico descriptivo de variables características como geometría, entorno, volumen vehicular, velocidad media y número de accidentes que componen los 163 tramos objeto de estudio; se destacan los valores mínimos, máximos, media y desviación estándar (ds) para cada variable.

Tabla 7. Estadística descriptiva de las variables explicativas del modelo

Descripción	Mín	Máx	Media	DS
Geometría y entorno vial				
Longitud del tramo vial (m)	355,85	4.084,26	1.249,02	968,03
Ancho de calzada (m)	5,5	7,5	6,23	0,75
Número de carriles	2,0	4,0	2,13	0,52
Número de intersecciones	6,0	35,0	17,13	8,04
Número de pasos peatonales	0,0	2,0	0,60	0,83
Volumen vehicular				
Tránsito promedio diario	5.970	55.868	18.130,33	12.000
Velocidades				
Percentil 50 (aproximación a la velocidad media en km/h)	24,82	56,60	30,97	7,81
Accidentes				
Cantidad total de accidentes ocurridos en el tramo	0	226	11,73	39,08

Fuente: elaboración propia.

4.4 Aproximaciones matemáticas

Se realizaron las estimaciones de los parámetros que permiten determinar la condición crítica del tramo a partir de la aproximación donde se verifica que $\lambda_{cr} \leq \lambda_r$. La evaluación y la identificación del tramo como crítico o no crítico, del mismo modo que la estimación de los demás parámetros se pueden ver en la tabla 8, donde además se pueden apreciar los resultados para los primeros 15 tramos de los 163 estudiados en total, donde N corresponde al número de accidentes ocurridos en el tramo, V es el valor del TPD, λ_r es la razón de accidentes observados en cada uno de los tramos viales involucrados en el estudio correspondiente al lapso de tiempo que se realizaron las observaciones y λ_{cr} corresponde a la tasa crítica de accidentes en cada tramo estudiado. En la columna “estado” se describe si el tramo es calificado como: crítico o no crítico.

Recordar que el valor de N se obtiene desde la base de datos ya conformada, V puede obtenerse desde observaciones en campo tales como conteos manuales o con tecnología más avanzada como video grabación. Finalmente, λ_r se estima a partir de la siguiente expresión:

$$\lambda_r = \frac{N * 1.000.000}{T * V * 365}$$

En este caso, T es la cantidad de años analizados, es decir, el lapso de tiempo correspondiente a los registros de accidentes. Para facilidad del lector, se procede a estimar este valor para el tramo 1 a manera de ejemplo:

$$\lambda_r = \frac{(45 \text{ accidentes}) * 1.000.000}{(7 \text{ años}) * (13.380 \text{ veh} / \text{día}) * 365} = 1,3136$$

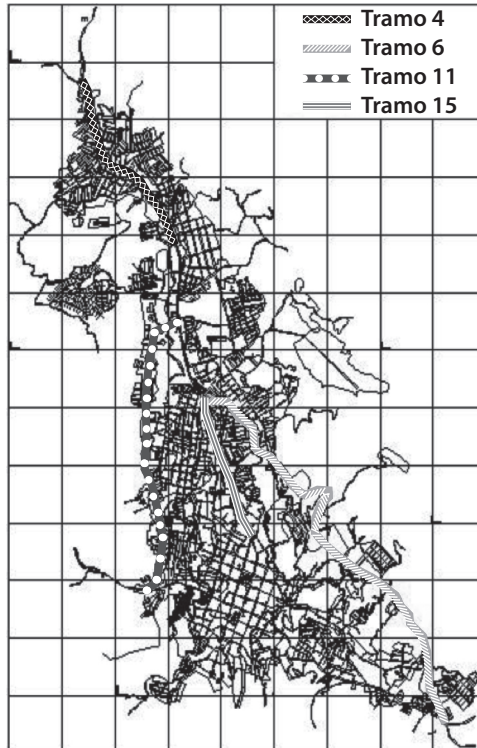
El valor de λ_{cr} se obtiene a partir de la ecuación 5. Es decir, se determina el valor de λ_{cr} de manera que la probabilidad corresponda el 95 %. Para resolver la ecuación 5 se puede hacer uso de algún tipo de integración numérica que pueden encontrarse. Por ejemplo, es lenguajes de programación tales como R (R Development Core Team, 2008).

Finalmente, la siguiente etapa es definir si el tramo considerado es crítico o no crítico. Para ello la siguiente regla de decisión es usada: si $\lambda_{cr} \leq \lambda_r$ entonces el tramo se considera como crítico, en caso contrario será catalogado como no crítico.

4.5 Resultados y discusión

Una vez realizadas las estimaciones siguiendo el método anteriormente descrito, se procedió a realizar el análisis realizado desde la primera aproximación, donde se pudieron identificar cuatro tramos como críticos o peligrosos, identificados como 4, 6, 11 y 15 en la tabla 8. Tenga en cuenta que cada una de las estimaciones tienen una probabilidad de 95 % y adicionalmente que, para estos resultados, la regla de decisión corresponde a la primera aproximación que establece que si $\lambda_{cr} \leq \lambda_r$, entonces el tramo se considera como **crítico**.

Tabla 8. Identificación del tramo con la aproximación $\lambda_{cr} \leq \lambda_r$



Tramo (<i>i</i>)	<i>N</i>	<i>V</i>	λ_r	λ_{cr} (MB)	Estado
1	45	13.380	1,3163	2,1712	No crítico
2	38	20.047	0,7419	2,0941	No crítico
3	28	8.607	1,2733	2,2784	No crítico
4	226	14.158	6,2476	2,1594	Crítico
5	170	49.506	1,3440	2,0157	No crítico
6	179	10.791	6,4923	2,2200	Crítico
7	41	12.342	1,3002	2,1888	No crítico
8	13	18.568	0,2740	2,1074	No crítico
9	22	12.193	0,7062	2,1915	No crítico
10	4	15.692	0,0998	2,1386	No crítico
11	57	9.632	2,3162	2,2483	Crítico
12	25	15.745	0,6215	2,1380	No crítico
13	47	18.381	1,0008	2,1092	No crítico
14	17	10.958	0,6072	2,2163	No crítico
15	150	26.278	2,2341	2,0513	Crítico

Fuente: elaboración propia.

A continuación, se realiza una inspección considerando la segunda aproximación descrita en la sección 3.3.2, la cual, a diferencia del caso anterior, estima la probabilidad. En este caso, si es igual o mayor a 95 %, entonces el tramo es considerado crítico. Los resultados de esta estimación se pueden ver en la tabla 9. Nótese que se obtuvieron los mismos tramos críticos encontrados desde la primera aproximación, lo que comprueba que el MB es una metodología correcta para este tipo de estudios que ofrece resultados robustos y confiables. Cheng y Washington (2005) reportaron reducciones de hasta el 50 % de falsos positivos y falsos negativos en comparación con otras metodologías de determinación de *hotspot*. Desde la tabla 9 se puede resaltar que no necesariamente un tramo con una cantidad de accidentes elevada debe considerarse crítico, un ejemplo claro es el tramo 5. Desde la tabla 9, cada una de las variables mostradas tiene el mismo significado del criterio 1 descrito en la sección 3.3.2. *N* corresponde al número de accidentes ocurridos en el tramo, *V* es el valor del TPD y λ_r es la razón de accidentes observados en cada uno de los tramos viales involucrados en el estudio correspondiente al lapso de tiempo que se realizaron las observaciones. En la columna “estado” se describe si el tramo es calificado como: crítico o no crítico.

Tabla 9. Identificación del tramo con la aproximación Prob \geq 95 %

Tramo (i)	N	V	λ_r	Prob	Estado
1	45	13.380	1,3163	1,66 %	No crítico
2	38	20.047	0,7419	0,00 %	No crítico
3	28	8.607	1,2733	2,94 %	No crítico
4	226	14.158	6,2476	100,00 %	Crítico
5	170	49.506	1,3440	0,38 %	No crítico
6	179	10.791	6,4923	100,00 %	Crítico
7	41	12.342	1,3002	1,69 %	No crítico
8	13	18.568	0,2740	0,03 %	No crítico
9	22	12.193	0,7062	0,00 %	No crítico
10	4	15.692	0,0998	0,13 %	No crítico
11	57	9.632	2,3162	96,96 %	Crítico
12	25	15.745	0,6215	0,01 %	No crítico
13	47	18.381	1,0008	0,00 %	No crítico
14	17	10.958	0,6072	0,00 %	No crítico
15	150	26.278	2,2341	99,65 %	crítico

Fuente: elaboración propia.

Una vez identificados los tramos críticos (de 163 consolidados inicialmente), el siguiente paso es determinar un nivel de peligrosidad de los sitios críticos. De esta manera, se puede optimizar el proceso de gestión y asignación de recursos para la mejora de seguridad vial, sobre todo considerando que en general los recursos que se asignan para esto no son suficientes para realizar mejoras en todos los tramos que lo requieren.

Para determinar el nivel de peligrosidad se deben evaluar dos criterios. Para el primer criterio, se debe estimar la relación entre la razón de accidentes observados en cada uno de los tramos viales involucrados en el estudio al lapso de tiempo que se realizaron las observaciones y la tasa crítica de accidentes en cada tramo estudiado, es decir (λ_r / λ_{cr}). Seguidamente, se deben ordenar de forma decreciente (de la más alta a la más baja). Entre más alta sea esta relación, mayor es la peligrosidad; por ende, existe una mayor urgencia en ser intervenida y es necesaria la la priorización de recursos para tal fin. Los resultados obtenidos para la información del presente caso de estudio bajo esta primera aproximación se muestran en la tabla 10.

Tabla 10. Ranking de peligrosidad criterio 1

Tramo (<i>i</i>)	λ_r	λ_{cr}	$(\lambda_r / \lambda_{cr}) > 1$	Ranking
4	6,25	2,16	2,89	2
6	6,49	2,22	2,92	1
11	2,32	2,25	1,03	4
15	2,23	2,05	1,09	3

Fuente: elaboración propia.

El siguiente paso es evaluar el segundo criterio. En este se debe estimar la diferencia entre la razón de accidentes observados en cada uno de los tramos viales involucrados en el estudio en el lapso de tiempo en el que se realizaron las observaciones y la tasa crítica de accidentes en cada tramo estudiado, multiplicado por “*a*” (ecuación 17), es decir, $(\lambda_r - \lambda_{cr}) * a$. Al igual que el criterio anterior, cada uno de los valores se ordenan de mayor a menor, de manera que, entre más alto sea el valor, se considera la existencia de una mayor peligrosidad. Bajo estas consideraciones y con los datos del presente caso, se obtuvieron los resultados que se muestran en la tabla 11.

Tabla 11. Ranking de peligrosidad criterio 2

Tramo (<i>i</i>)	<i>a</i>	λ_r	λ_{cr}	$(\lambda_r - \lambda_{cr}) * a$	Ranking
4	36,17	6,25	2,16	147,89	1
6	27,57	6,49	2,22	117,79	2
11	24,61	2,32	2,25	1,67	4
15	67,14	2,23	2,05	12,28	3

Fuente: elaboración propia.

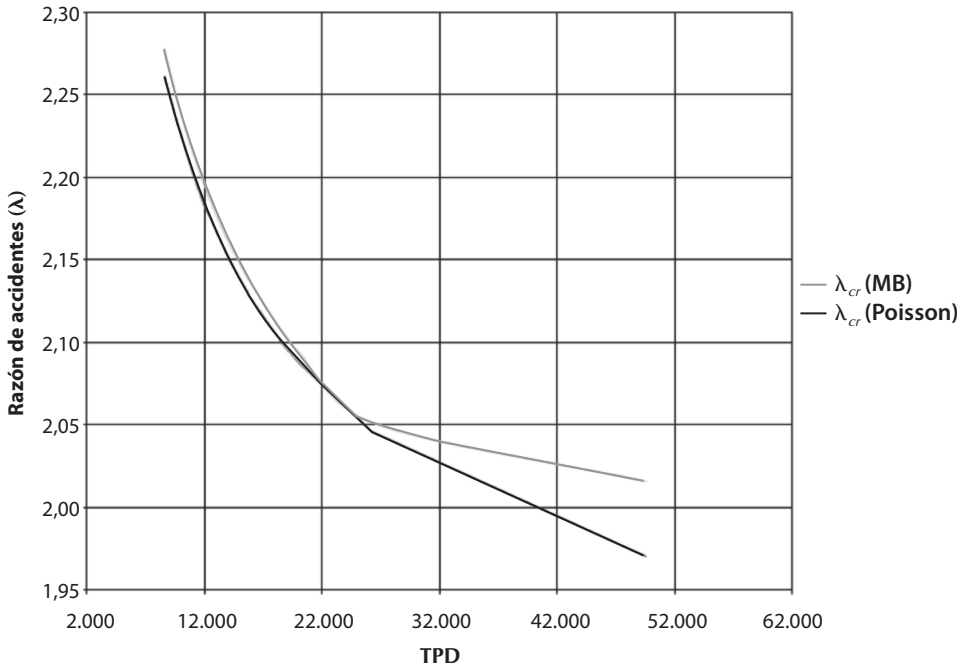
Es interesante notar que ambos criterios analizados difieren, pues, si solo se atiende criterio 1, el tramo más peligroso es el 6 y luego el 4. Por otro lado, el criterio 2 determinó que el más peligroso es el 4 seguido del 6. Esta situación puede ser debido a que el segundo criterio da una mayor ponderación a variables relacionadas con el TPD y su relación con los accidentes, por lo que no hay coincidencia entre ambos rankings. No obstante, se aprecia en los demás casos una coincidencia con respecto a la clasificación y orden de los tramos mediante los dos criterios. Los tramos identificados como 6 y 4 corresponden al tramo vial de La Avenida Circunvalar y La Ondina-Defensa Civil respectivamente.

Luego de lo anterior, se realiza un proceso de conteo Poisson para determinar la tasa crítica de accidentes en cada tramo (λ_{cr}) y, finalmente, se analizan las tendencias de la razón de accidentes (λ), obtenidos mediante el MB y el proceso Poisson. En la figura 10 se pueden ver la comparación realizada de ambas tendencias para los datos de este estudio de caso. Desde allí se puede observar el ajuste de las curvas

hacia una tendencia del tipo logarítmico. Notar que la curva correspondiente a λ_{cr} (Poisson) está por debajo de la curva λ_{cr} (MB), relacionándose con el efecto conocido como regresión a la media. Producto de esto se genera una curva más conservadora.

Nótese que, al comparar ambas curvas para un mismo valor de TPD, la razón de accidentes es más alta en el enfoque MB que cuando es modelada como un proceso de conteo tipo Poisson. De hecho, la diferencia es más notable para valores más altos de TPD. Estos hallazgos van en línea con lo reportado por Feria-Torres y Timaná-Rojas (2008).

Figura 10. Tendencias de λ_{cr} (MB) y λ_{cr} (Poisson)



Fuente: elaboración propia.

4.6 Conclusiones

En esta sección se mostró un estudio de caso cuya finalidad fue determinar sitios críticos de accidentes a partir de una base de datos de registros de accidentes del municipio de Ocaña (Norte de Santander). El procedimiento metodológico y las estimaciones realizadas permitieron determinar que el MB es una técnica válida para determinar sitios críticos de accidentes. Esta puede aplicarse para cualquier otra zona del país y del mundo. Una de sus ventajas fue la fácil aplicabilidad siempre y cuando se cuente con la información disponible descrita previamente.

Nuestra metodología incluyó un riguroso análisis del uso del método bayesiano (MB), el cual completó un inventario de 163 tramos viales en los cuales han ocurrido accidentes. En general, nuestros hallazgos nos permiten inferir que las técnicas bayesianas son una herramienta novedosa, rápida, de fácil implementación y con resultados que pueden ser ampliados a otras ciudades. El enfoque de modelación aplicado.

La estimación de parámetros λ_{cr} (Poisson) y λ_{cr} (BM) muestra consistencia de resultados y relevancia en el uso de la metodología aplicada. El comportamiento de la curva para ambos enfoques fue el esperado y respalda los resultados obtenidos. Del análisis realizado en el estudio de caso se puede concluir lo siguiente:

Fue posible identificar cuatro secciones propensas a accidentes a partir de la aplicación de los enfoques utilizados ($\lambda_{cr} \leq \lambda_r$ y $Prob \geq 95\%$). Los dos tipos de aproximaciones bayesianas se utilizaron en este estudio de caso para identificar cuatro sitios propensos a accidentes en los que se encontraron resultados similares, de esta manera se minimizó la identificación de falsos positivos o falsos negativos que pueden influir en los resultados de la investigación y que pueden desviar la inversión de recursos para tramos de carreteras donde no es necesario. Estas aproximaciones también permiten controlar el efecto de la regresión hacia la media, que es muy común en este tipo de modelado y cuyo surgimiento debe evitarse. El principal problema de no abordar el efecto de regresión a la media es la posibilidad de inducir a error en las estimaciones. Esto impactaría de forma negativa en la toma acertada de decisiones porque los escasos recursos se destinarán de manera ineficiente; por ejemplo, tratar erróneamente sitios que son inherentemente “seguros” simplemente debido a un “error” a corto plazo (aumento temporal y aleatorio) en las tasas de accidentes (Fawcett et al., 2017). Los resultados de la estimación con el MB permiten estar seguros de cuáles son las verdaderas secciones propensas a accidentes utilizando como estudio de caso el municipio de Ocaña.

Estas recomendaciones pueden ser tenidas en cuenta por las autoridades territoriales de Ocaña en el momento de priorizar inversiones.

Este caso de estudio realizado en Ocaña - Norte de Santander permitió alcanzar resultados coherentes y precisos, además, permitió corroborar que este método es adecuado para abordar estudios de tasas de accidentes y, más particularmente, para determinar sitios críticos de accidentes de tránsito. La aplicación de esta metodología puede ser extendida a otra población y generar conclusiones que permitan abordar el problema de accidentalidad desde la perspectiva de la determinación de sitios críticos.

Debe aclararse que se utilizaron datos de accidentes, es decir, aquellos que ocurrieron en campo (no simulados) y que estaban dentro de los registros de las instituciones oficiales que los administran. Esto es una ventaja porque cuando se trabaja con datos reales es posible identificar secciones propensas a accidentes, mientras que en el uso de otros enfoques los entornos de observación no controlados son evidentes.

CAPÍTULO 5

ESTUDIO DE CASO 2: FACTORES QUE INFLUYEN EN LA FRECUENCIA DE ACCIDENTES

En esta sección se realizará un análisis a nivel nacional sobre los factores que influyen en los accidentes de tránsito en vías rurales.

En primer lugar, se debe disponer de una base de datos depurada y con la mayor cantidad de datos posibles sobre infraestructura, comportamiento vehicular, composición vehicular y características de los siniestros. Por ejemplo:

- Infraestructura: anchos de carril, número de carriles, presencia de separador, presencia de berma, estado de la señalización horizontal y vertical, presencia de iluminación, pasos peatonales, etc.
- Composición vehicular: cantidad de vehículos pesados, cantidad de motos, bicicletas, peatones, etc.

Una vez depurada la base de datos se procede a identificar los modelos estadísticos para el análisis. En este caso, se implementarán los modelos lineales generalizados.

Con el afán de generar políticas e investigaciones que busquen disminuir los índices de accidentalidad asociados a la cantidad de accidentes, lesionados y fallecidos, se han puesto en funcionamiento el uso de modelos lineales generalizados (MLG) para predecir la frecuencia de accidentes en carreteras inicialmente en las décadas de los 1970 y 1980 con Nelder y Wedderburn (1972) y MacCullagh y Nelder (1983).

Dentro del contexto de MLG, para predecir el número de accidentes esperado para un elemento o tramo vial los eventos de ocurrencia de accidentes se pueden asociar a fenómenos totalmente aleatorio-discretos, es decir, el número total de accidentes

en los que se ven involucrados los vehículos en un tramo o sección de carretera durante un período de tiempo es probabilístico (Ackaah y Salifu, 2011). Dada la naturaleza de este tipo de fenómenos, los investigadores afirman que los MLG son capaces de asumir una estructura de error (estructura probabilística) que se utiliza en el proceso de generación de los datos (choques).

Los MLG tienen la ventaja de superar las limitaciones de métodos convencionales como la regresión lineal por mínimos cuadrados en la modelación de frecuencia de accidentes, ya que esta aproximación permite asumir estructuras como la distribución tipo binomial negativa (Cafiso et al., 2010; Geedipally et al., 2012) o Poisson (Zou et al., 2013) pertinentes para las variaciones de distribución asociadas a la frecuencia de accidentes y datos de recuento o conteo.

En la literatura se evidencian reportes en los que los MLG se usan de forma apropiada para abordar este tipo de investigaciones. Algunos enfoques como el descrito por Fernandes y Neves (2013) plantean dividir los segmentos de carreteras en longitudes iguales y, de esta manera, homogeneizarlos a partir de análisis de conglomerados para posteriormente determinar los efectos de la textura del pavimento y su relación con la frecuencia de accidentes. Los indicios mostraron que la textura de la superficie del pavimento es una variable influyente y significativa en la aparición de accidentes, lo que demostró que aquellos entornos viales donde las maniobras de frenado son más comunes o con pequeños radios de curvatura y las altas velocidades requieren mayor resistencia al deslizamiento y la profundidad de textura como una importante contribución a la prevención de accidentes.

Otras investigaciones no uniformizan variables como la longitud del segmento vial, sino que oscilan entre 0,8 km y 6,7 km; este es el caso de Ackaah y Salifu (2011) quienes determinaron la influencia de características como flujo vehicular, velocidad y las características geométricas de la carretera y de datos de geometría vial utilizando MLG con una estructura de error binomial negativa (NB) en Ashanti, región de Ghana. Los resultados muestran que el flujo de tráfico, longitud de los segmentos de vía, la densidad en los cruces, el tipo de terreno y la presencia de población dentro de carretera se encontraron explicativas y estadísticamente significativas ($p < 0,05$) en la ocurrencia de accidentes.

Según Dinu y Veeraragavan (2011), los modelos de predicción de accidentes reportados en la literatura emplean en gran medida el enfoque de modelación MLG con parámetros fijos. Sin embargo, para este estudio se reporta el uso de componentes aleatorias aplicadas sobre las vías de dos carriles en la India; esto pone en funcionamiento dos tipos de variables adicionales: composición vehicular y comportamiento de los conductores. Los resultados del análisis sugieren que los coeficientes del modelo para el volumen de tráfico, la proporción de automóviles, vehículos motorizados de dos ruedas y camiones en el tráfico, la densidad de la vía y curvaturas horizontales y verticales influyen en la frecuencia de accidentes.

Otros enfoques han utilizado los MLG para estimar las relaciones entre el número de muertes en accidentes de tráfico (como variable dependiente) y varios indicadores de elección del modo de viaje hacia el trabajo como caminata, motocicleta, bicicleta y transporte público (como variables independientes) para varias ciudades europeas (Moeinaddini et al., 2015). Según los resultados obtenidos, el número de muertes en accidentes de tráfico es afectado significativamente por los indicadores de modo de viaje al trabajo.

5.1 Zona de estudio

Colombia es un país ubicado en la franja noroccidental de Sur América. Cuenta con una superficie de 2'070.408 km², de los que 1'141.748 km² pertenecen a su territorio continental y 928.660 km² a su extensión marítima (Melo-Moreno et al., 2005). Limita al este con Venezuela y Brasil, al sur con Perú y Ecuador y al noroeste con Panamá; en cuanto a sus límites marítimos, colinda con Panamá, Costa Rica, Nicaragua, Honduras, Jamaica, Haití, República Dominicana y Venezuela en el mar Caribe, y con Panamá, Costa Rica y Ecuador en el océano Pacífico.

El sistema vial de Colombia está compuesto por redes primarias, secundarias y terciarias que están a cargo de la nación, departamentos y municipios, respectivamente. La longitud aproximada de la red de carreteras colombiana es de 164.276 km de los que 16.776 corresponden a la red primaria y 147.500 km a la red secundaria y terciaria (figura 11). Estas últimas son regulada por el Ministerio de Transporte de Colombia mediante el Instituto Nacional de Vías (INVÍAS) y sus direcciones territoriales y, a veces, esta regulación es delegada a empresas privadas por concesión.

Figura 11. Red vial nacional

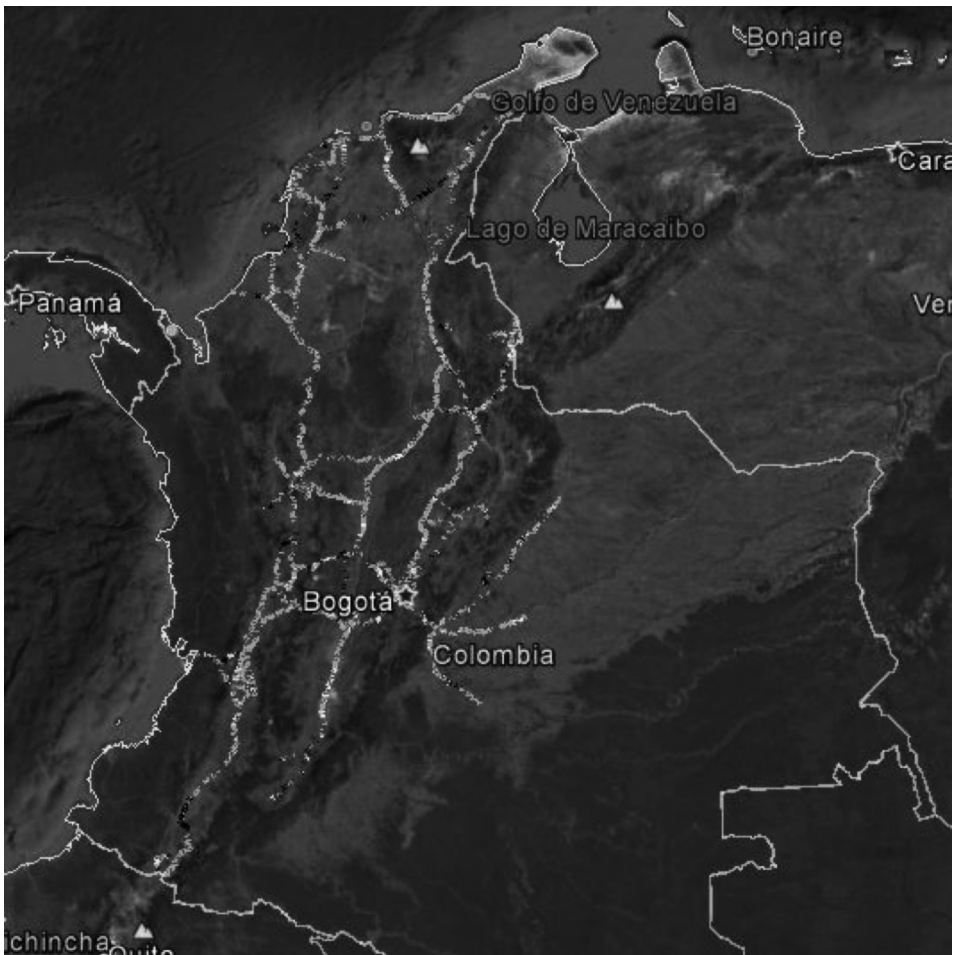


Fuente: INVIAS (2017).

5.2 Datos y variables contempladas

Para esta investigación, el Ministerio de Transportes de Colombia, a través del proyecto IRAP en el año 2012, reportó registros debidamente geo-referenciados (figura 12) de las condiciones de las vías por medio de un vehículo equipado con GPS que recorrió cerca del 40 % de las vías más importantes del país donde se obtuvo información sobre los anchos de carril, presencia de bermas, estado de demarcación, presencia de separador, curvatura, pendientes y al mismo tiempo información sobre el tránsito, velocidades y el entorno como uso de suelo, accesos, presencia de peatones, iluminación, señalización y obstáculos laterales.

Figura 12. Red vial estudiada y accidentes georreferenciados



Fuente: elaboración propia con apoyo de imagen de Google Earth.

En cuanto a los datos de accidentalidad, la información fue recolectada de fuentes oficiales como el INMLCF y consiste en un registro de los accidentes con consecuencia (muertes y heridos) ocurridos en el país durante 2 años (2011 y 2012).

A partir de la información anterior, se definieron tramos homogéneos (condiciones similares de geometría, entorno, tránsito, etc.) de carretera de longitudes cercanas a los 5 km, exceptuando el caso de las zonas urbanas que se consideran como tramos independientes sin importar su longitud. Se seleccionaron para este estudio 3.162,4 km que conforman 410 trayectos distribuidos por todo el país con el fin de tener una muestra representativa de las principales características de las vías rurales colombianas. En dichos tramos se encontraron un total de 1.409 accidentes en los dos años de estudio (2011 y 2012), los cuales se tomaron por separado y, por esta razón, el total de tramos con los que se desarrolló la investigación suman 820 trayectos (414 para cada año) que son aproximadamente los mismos trayectos que analizó Agüero-Valverde (2013), con 865 segmentos rurales de vías de dos carriles. Aunque esta investigación está enfocada en zonas rurales, se incluyeron algunos tramos urbanos que se encontraban a lo largo de las vías seleccionadas; por ello, en total se encontraron 216 (26 %) trayectos urbanos y 604 (74 %) rurales.

Antes de realizar los modelos, es importante determinar las variables que están correlacionadas, es decir, determinar la relación entre dichas variables que pueden alterar los resultados de los modelos. Para esto se realizó una matriz de correlación (tabla 12) que muestra, por ejemplo, que la presencia de un separador está altamente relacionada de forma positiva con el número de carriles, lo que se explica por el hecho de que la gran mayoría de las vías son de dos carriles y aquellas con separador son vías multicarriles. De igual forma, el tipo de área varía con la velocidad porque en áreas urbanas los usuarios se ven obligados a ir prevenidos y más despacio por los diferentes pasos peatonales, intersecciones o elementos de control del tráfico, entre otros.

Tabla 12. Matriz de correlación

Número de accidentes	Longitud	Área	Curvatura	Curvatura - longitud	Delineado	P. Izquierda	P. Derecha	Trans	TPD	TPD-long	Log. TPD-long
Número de accidentes	1										
Longitud	0,1	1									
Área	-0,08	0,55	1								
Curvatura	-0,13	0,26	0,2	1							
Curvatura - longitud	-0,18	0,05	0,12	0,91	1						
Delineado	0,11	0,14	0,18	-0,36	-0,42	1					
P. Izquierda	0,18	0,03	-0,03	-0,28	-0,32	0,14	1				
P. Derecha	0,08	-0,02	0,02	-0,17	-0,17	0,12	0,26	1			
Trans	0,06	0,05	0,05	-0,13	-0,18	0,27	0,1	0,1	1		
TPD	0,29	-0,12	-0,14	-0,27	-0,28	0,31	0,17	0,14	0,07	1	
TPD-long	0,35	0,48	0,19	-0,1	-0,2	0,3	0,17	0,12	0,09	0,73	1
Log. TPD-long	0,28	0,69	0,34	-0,04	-0,2	0,39	0,17	0,12	0,15	0,56	0,84
Peatón	0,14	-0,16	-0,47	-0,01	0,05	-0,15	-0,08	-0,05	-0,16	0,1	0,01
Berma	0,05	-0,03	0,09	-0,09	-0,09	0,14	0,08	0,07	0,04	0,23	0,19
Vel. Porm	0,01	0,37	0,55	-0,27	-0,34	0,32	0,13	0,09	0,08	0,17	0,37
Número de intersecciones	0,18	0,03	-0,25	-0,05	-0,04	-0,11	-0,1	-0,04	-0,04	0,15	0,15
Inters* Long	0,11	-0,27	-0,38	-0,11	-0,04	-0,06	-0,1	-0,03	-0,11	0,18	-0,02
Multicarril	0,25	-0,18	-0,06	-0,21	-0,19	0,21	-0,09	0,02	0,01	0,63	0,41
Número de carriles	0,24	-0,19	-0,08	-0,21	-0,2	0,19	-0,05	0,02	0,04	0,53	0,33
Ancho de carril	-0,06	0,11	0,04	0,01	0,02	0,01	-0,08	0,03	0,04	-0,1	0
Número de motos	0,15	-0,23	-0,39	-0,44	-0,44	0,1	0,23	0,09	-0,03	0,12	-0,03
Número de bicicletas	0,17	0,06	-0,29	-0,08	-0,09	-0,05	0	-0,07	0,06	0,21	0,25
% Pend	-0,1	-0,01	0,05	0,44	0,51	-0,26	-0,06	-0,11	-0,03	-0,23	-0,17
Iluminación	0,15	-0,29	-0,44	-0,19	-0,21	0,03	-0,02	0,06	0,07	0,2	-0,04

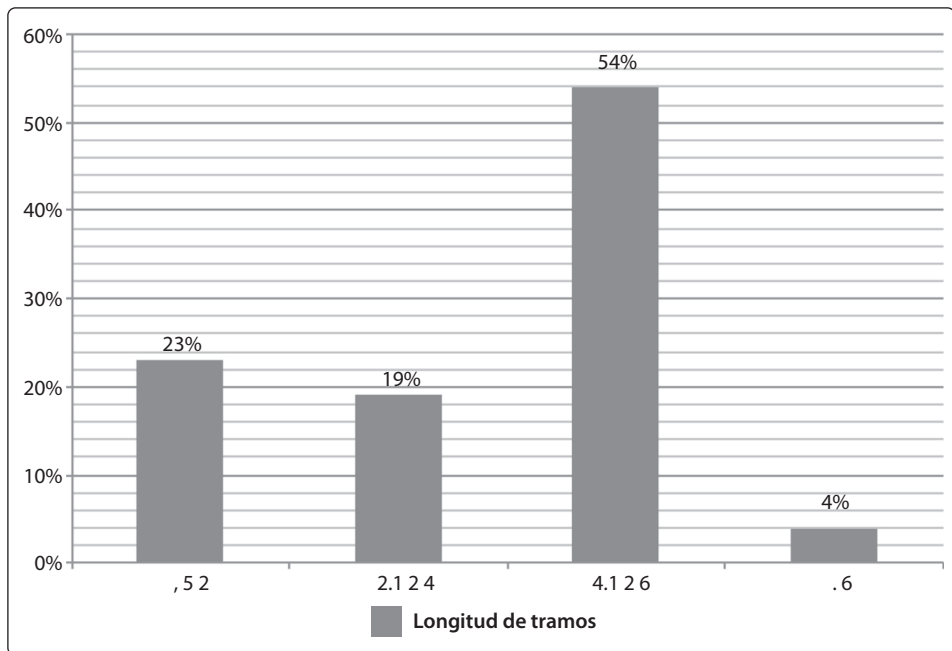
Continúa

	Peatón	Berma	Vel. Porm	Número de intersecciones	Inters* Long	Multicarril	Número de carriles	Ancho de carril	Número de motos	Número de bicicletas	% Pend	Iluminación
Peatón	1											
Berma	-0,09	1										
Vel. Porm	-0,38	0,3	1									
Número de intersecciones	0,44	-0,01	-0,22	1								
Inters* Long	0,48	0,02	-0,31	0,82	1							
Multicarril	0,13	0,23	0,19	0,21	0,25	1						
Número de carriles	0,13	0,16	0,15	0,16	0,21	0,87	1					
Ancho de carril	0,05	-0,02	0,16	0,02	-0,03	-0,02	0,08	1				
Número de motos	0,17	0,05	-0,05	-0,01	0,06	0,06	0,09	-0,15	1			
Número de bicicletas	0,44	-0,09	-0,13	0,42	0,31	0,13	0,15	0,12	-0,01	1		
% Pend	0,03	-0,17	-0,3	-0,04	-0,04	-0,15	-0,13	-0,01	-0,33	0,02	1	
Iluminación	0,32	-0,1	-0,3	0,34	0,4	0,35	0,35	0	0,23	0,24	-0,08	1

Fuente:
elaboración propia.

Cuando el análisis se realiza en vías rurales, donde los tramos pueden tener mayor longitud de manera homogénea, es posible dividir las vías en tramos largos de no más de 5 km. En la figura 13 se observa que los tramos en su mayoría tienen dicha longitud. En los restantes tramos hay variaciones en su longitud debido a las características de la vía, el tipo de zona (rural o urbana), cantidad de curvas y transitabilidad, entre otros. En todos los casos se procuró que los tramos fueran homogéneos según sus características porque siempre que había un cambio importante en las características geométricas, del tránsito o del entorno, de se decidió tratar como un tramo diferente. La utilización de sistemas de información geográfica (GIS) permitió definir los tramos a analizar.

Figura 13. Frecuencia de longitud de tramos



Fuente: elaboración propia.

En la tabla 13 se relacionan los tramos seleccionados al igual que las rutas colombianas más importantes, el departamento en el que está ubicado y la codificación según la ruta.

Tabla 13. Segmentos de carretera seleccionados para la investigación

Departamento	Nombre de ruta	Longitud total seleccionada (km)	Número de tramos
Valle del Cauca (Cali)	Ruta 23	46,1	15
Valle del Cauca (Cali)	Ruta 25 y 25s	122,8	34
Bolívar y Atlántico	Ruta 25	150,5	39
Nariño y Cauca	Ruta 25	219	58
Santander y Cesar	Ruta 45	404,6	109
Atlántico y Bolívar	Ruta 90. ^a	109,6	27
Santander	Ruta 45. ^a	89,1	20
Santander y Boyacá	Ruta 45. ^a	127,8	28
Antioquia	Ruta 60	185,1	45
Santander y Norte de Santander	Ruta 66	126,6	35
Total		1.581,2	410
Por dos años (2011 y 2012)		3.162,4	820

Fuente: elaboración propia.

La variable dependiente de los modelos desarrollados corresponde a la cantidad de accidentes observados en cada tramo y las variables explicativas están relacionadas con la geometría de la vía, volúmenes vehiculares y el entorno. En la tabla 14, tabla 15 y tabla 16, se muestra la descripción de estas variables.

Tabla 14. Variables continuas relacionadas con la vía

Variable	Descripción	Máximo	Mínimo	Media	Desviación estándar
Curvas por longitud de tramo	Número de curvas por longitud	39	0	4,05	6,56
Ancho de carril	Metros	3,6	2,7	3,51	0,23
Intersecciones por longitud de tramo	Número de intersecciones por tramo	51	0	2,61	4,96

Fuente: elaboración propia.

Tabla 15. Variables mudas relacionadas con la vía

Variable	Descripción	Frecuencia	Porcentaje
Berma	0: no presente	332	40 %
	1: presente	488	60 %
Vía multicarril	0: no presente separador	682	83 %
	1: presencia de separador	138	17 %
Estado de transitabilidad	0: mal estado	38	5 %
	1: buen estado	782	95 %

Fuente: elaboración propia.

Tabla 16. Variables relacionadas con el tránsito

Variable	Descripción	Máximo	Mínimo	Media	Desviación estándar
Accidentes	Número de accidentes por año en el tramo	21	0	1,72	2,82
TPD	Tránsito promedio diario de cada tramo	36,763	2,523	8,036	5,242
Motos	Número de motos por longitud de tramo	50	8	27	13

Fuente: elaboración propia.

5.3 Estimación y análisis del modelo

Los resultados de la modelación explican la probabilidad de accidentes de tránsito debido a diferentes variables que influyen en que estos eventos tengan consecuencias graves (muertes y heridos).

5.3.1 Resultados modelo Poisson - Log

En primer lugar, en el análisis de los resultados de un modelo se deben observar los valores arrojados por el *t-test* o *p-value*, estos nos indican la relevancia de las variables. Para un nivel de confianza del 95 %, los valores del *t-test* deben estar por encima de 1,96, solo así se considera que dicha variable es significativa. En cuanto al *p-value*, los valores deben estar por debajo de 0,05 para el mismo nivel de confianza.

Para el modelo estimado (tabla 17) con esta distribución, los signos de las variables explicativas fueron los esperados. La variable de exposición, en este caso el número de vehículos por kilómetro, expresado como TPD por longitud de tramo tiene una alta incidencia sobre la frecuencia de accidentes, lo que constituye una evidencia

que sigue demostrando que los flujos vehiculares influyen en forma proporcional en los accidentes de tránsito. Al observar la variable que describe la presencia de separador (vía multicarril) se observa que en este tipo de vías se presenta mayor número de accidentes con consecuencia en comparación con las vías de dos carriles, esto se puede explicar principalmente por las altas velocidades de los conductores al transitar por este tipo de vía.

Tabla 17. Resultados obtenidos de la distribución Poisson - Log

Variable	Coficiente	t	p > t	95 % IC	
Peatones	0,0009426	4,55	0,000	0,00053	0,001348
Transitabilidad	0,7336701	4,00	0,000	0,37418	1,09315
Curvas por longitud de tramo	-0,18159	-5,72	0,000	-0,24385	-0,11932
Berma	-0,1375943	-2,30	0,022	-0,25497	-0,02021
TPD por longitud de tramo	9,92e-06	13,11	0,000	8,44e-06	0,00001
Intersecciones por longitud de tramo	0,0480496	2,60	0,009	0,01185	0,084243
Vía multicarril	0,3411125	4,80	0,000	0,20176	0,480455
Ancho de carril	-0,4776285	-4,42	0,000	-0,68960	-0,26565
Motos	0,0095739	3,88	0,000	0,00473	0,01441
Log-verosimilitud	-1742,13				
AIC	4,273				
BIC	-3134,62				

Fuente: elaboración propia.

El estado de la transitabilidad describe de manera general el estado en el que se encuentra la superficie de rodadura y la percepción de confort durante la conducción. El signo en esta variable indica que en los tramos donde se percibe una mejor transitabilidad existe una mayor probabilidad de ocurrencia de accidentes con muertes y heridos. Este resultado revela la incidencia de la velocidad en casos donde la transitabilidad está en mejor estado la cual es similar a la manifiesta en el estudio realizado por Buddhavarapu et al. (2013) que demuestra que la probabilidad de accidentes fatales es menor si la transitabilidad está en mal estado, lo que hace manifiesto que un elemento de incomodidad como baches puede causar una sacudida física y ello aumentaría el nivel de precaución del conductor.

La presencia de los usuarios vulnerables en la vía (peatones y motociclistas) aumenta la probabilidad de ocurrencia de eventos con consecuencia sobre las vías rurales del

país como era de esperarse. Sasidharan y Menéndez (2014) en su estudio realizado para analizar la severidad de accidentes de tránsito con peatones aseguran que el alto número de accidentes que los involucran se debe a ciertas variables como falta de iluminación y de señalización, así como la edad de los afectados. Igualmente, la mayoría de los accidentes de tránsito en zonas urbanas no son a causa de altas velocidades, ya que debido al gran número de controladores de tráfico (resaltos, semáforo, intersecciones, etc.) los conductores se ven obligados a disminuir la velocidad.

Como era de esperarse, la ausencia de bermas adecuadas aumenta el número de accidentes en las vías rurales con consecuencias graves (muertes y heridos).

La accidentalidad en vías multicarril se ve asociada a la cantidad de vehículos que circulan por este tipo de carreteras, a las altas velocidades que se llegan a alcanzar y, según los modelos calibrados, influye significativamente en la ocurrencia de accidentes en vías rurales.

Los resultados arrojan que en tramos totalmente rectos y donde existen conflictos generados por intersecciones existe mayor probabilidad de accidentes con consecuencias no deseadas, esto está asociado de igual manera a las altas velocidades en dichos tramos.

5.3.2 Modelo Gamma - Log

En este modelo se incluyeron las mismas variables del modelo anterior (Poisson-log) y se realiza una comparación entre los resultados. En la tabla 18 se puede apreciar que para las mismas variables se obtuvieron los signos adecuados, sin embargo, la relevancia de cada variable disminuye en comparación con los modelos con Poisson-Log.

Al igual que en el modelo Poisson, el número de curvas en la vía influye en la accidentalidad de manera positiva, ya que, entre más curvas, menor será la probabilidad de ocurrencia de accidentes con muertes y heridos. Ackaah y Salifu (2011) obtuvieron este mismo resultado en Ghana, a partir de la estimación de modelos lineales generalizados. Ellos concluyeron que en terrenos planos existe una probabilidad mayor de ocurrencia de accidentes con lesiones en comparación con terrenos ondulados y sinuosos.

El número de vehículos por kilómetro continúa siendo la variable con más influencia sobre el riesgo de accidentes con consecuencias no deseadas.

Tabla 18. Resultados obtenidos de la distribución Gamma - Log

Variable	Coefficiente	t	p > t	95 % IC	
Peatones	0,0010	1,72	0.085	-0.0001	0.00220
Transitabilidad	0,0526	0,19	0.847	-0.4827	0.5879
Curvas por longitud de tramo	-0,1105	-2,67	0.008	-0.1917	-0.0294
Berma	-0,1008	-0,86	0.391	-0.3312	0.1295
TPD por longitud de tramo	0,000016	5,31	0.000	0.00001	0.00002
Intersecciones por longitud de tramo	0,0452	0,95	0.344	-0.04849	0.1388
Vía multicarril	0,2342	1,40	0.162	-0.0939	0.5625
Ancho de carril	-0,7492	-3,11	0.002	-1.2216	-0.2767
Motos	0,0088	1,76	0.078	-0.0010	0.0187
Log-verosimilitud	-1121.68				
AIC	2.76				
BIC	-4922.54				

Fuente: elaboración propia.

5.3.3 Modelo Gaussian - Log

Al observar los resultados de esta distribución plasmados en la tabla 19, se observa que la significancia de cada una de las variables aumento en comparación con el modelo Gamma-Log.

Tabla 19. Resultados obtenidos de la distribución Gaussian - Log

Variable	Coefficiente	t	p > t	95 % IC	
Peatones	0,0008	2,80	0,005	0,00026	0,0015
Transitabilidad	1,213	2,10	0,036	0,08102	2,3462
Curvas por longitud de tramo	-0,2622	-2,82	0,005	-0,4445	-0,07989
Berma	-0,1562	-1,46	0,146	-0,3668	0,0542
TPD por longitud de tramo	8,09e-06	9,84	0,000	6,47e-06	9,70e-06
Intersecciones por longitud de tramo	0,0461	1,56	0,118	-0,0117	0,10403
Vía multicarril	0,5209	5,01	0,000	0,3170	0,7247
Ancho de carril	-0,2910	-1,52	0,130	-0,6675	0,08538
Motos	0,01554	3,66	0,000	0,0072	0,0238
Log-verosimilitud	-1918,72				
AIC	4,7042				
BIC	-261,32				

Fuente: elaboración propia.

Los resultados de este modelo siguen siendo los adecuados y se observa que el número de vehículos por kilómetro, que define el factor de exposición, sigue presentando un claro efecto sobre el riesgo de accidentes con consecuencias graves. La variable que describe el ancho de carril continúa indicando que, si se aumenta dicha medida en las vías rurales, se presentan menos accidentes fatales y con heridos. En este modelo la variable que describe las vías que tienen separador central es la segunda de mayor relevancia después del tránsito promedio diario que incide en la frecuencia de accidentes con consecuencias graves.

5.3.4 Modelo Binomial Negativo (BN)

A partir de los resultados obtenidos de utilizar la distribución BN presentados en la tabla 20, se observa que los efectos de las variables independientes sobre la frecuencia de accidentes con heridos y muertos coinciden con el modelo calibrado anteriormente.

En este modelo tiene gran importancia la variable que describe las vías con separador central, la cual es la más influyente. Aunque en Colombia las vías multicarril son menos del 10 % de las vías de primer orden (en la muestra era del 17 %), varios factores pueden explicar este hecho, siendo el más importante de ellos la alta velocidad en estas vías, las cuales aumentan la probabilidad de accidentes con consecuencias graves.

Tabla 20. Resultados obtenidos de la distribución BN

Variable	Coficiente	t	$p > t $	95 % IC	
Peatones	0,00038	3,40	0,001	0,000161	0,00059
Transitabilidad	0,23341	1,90	0,058	-0,00788	0,47470
Curvas por longitud de tramo	-0,09878	-4,79	0,000	-0,13917	-0,05840
Berma	0,00616	0,19	0,849	-0,05737	0,06970
Intersecciones por longitud de tramo	0,00193	0,18	0,861	-0,01966	0,02353
Vía multicarril	0,18552	5,62	0,000	0,12084	0,25021
Ancho de carril	-0,15788	-2,84	0,005	-0,26691	-0,04886
Motos	0,001736	1,34	0,181	-0,00081	0,00428
Log-verosimilitud	-1398,035				
AIC	3,4317				
BIC	-4416,708				

Fuente: elaboración propia.

5.4 Conclusiones

Para el caso de los MLG, los resultados de la estimación para los 4 modelos con diferente distribución para determinar las variables influyentes en la accidentalidad con muertes y heridos en carreteras colombianas se calibraron incluyendo las mismas variables con el fin de realizar una comparación. Todos los modelos coinciden en los signos de cada variable y arrojan unánimemente que el número de vehículos por longitud (TPD) es el causante número uno de los accidentes en las carreteras.

Al igual que Ackaah y Salifu (2011) en Ghana, se encontró que el número de curvas por longitud de tramo inciden negativamente sobre la accidentalidad con muertes y heridos. El motivo de este resultado se debe a que, en vías con curvas consecutivas, los conductores se ven obligados a ir a velocidades bajas y se encuentran más prevenidos que en las carreteras totalmente rectas. Este caso es muy común en las vías del centro del país donde se presentan terrenos montañosos y las velocidades de circulación son bajas.

Una transitabilidad en buen estado tiene un efecto negativo en la accidentalidad en vías rurales, de manera que la variable refleja el mal estado de la transitabilidad durante un tramo completo, mas no refleja las pequeñas incomodidades encontradas ocasionalmente. Este resultado se interpreta de la misma manera que la presencia de curvas, pues, cuando la transitabilidad está en mal estado, los usuarios de la vía tienden a ir a velocidades bajas lo que disminuye la frecuencia de muertes y heridos por accidentes de tránsito.

Según Caliendo et al. (2007), para disminuir la accidentalidad provocada por la presencia de cruces o intersecciones sobre las vías, se recomienda la construcción de carriles de aceleración y desaceleración, carriles exclusivos para cruces y mejorar las intersecciones de cualquier tipo, como de prioridad, semaforizadas o con glorieta, entre otras.

Malyshkina y Mannering (2010), utilizando modelos logit mixto para evaluar la gravedad de accidentes en zonas urbanas concluyeron que en ellas hay menos probabilidad de accidentes con lesiones, mientras que en zonas rurales donde hay altos límites de velocidad hay más probabilidad de que haya accidentes con lesiones más graves.

Los modelos confirman el efecto evidente que tiene la variable de exposición al riesgo de accidente dada por el número diario de vehículos por kilómetro, producto del tránsito promedio diario (TPD). Destaca también que un aumento en la presencia de motocicletas en la composición del flujo vehicular incide en el aumento de los accidentes. La densidad de intersecciones, entendida como el número de cruces por kilómetro, también incrementa la frecuencia de accidentes, lo que se explica por el aumento en el número de conflictos en virtud de las maniobras que se realizan

en una intersección. La presencia de peatones también tiene un efecto marginal positivo. Los accidentes se ven disminuidos en vías con anchos de carril y de berma apropiados (el ancho recomendado es de 3,6 metros para los carriles y de entre 1 y 2 metros para las bermas).

Con el fin de disminuir los índices de accidentalidad en el país se deben evitar los diseños y construcción de vías totalmente rectas y monótonas que podrían causar micro sueño en los conductores.

Es de gran importancia mejorar la calidad de los datos, en particular los referentes a las mediciones de velocidad y a los flujos de usuarios vulnerables como los ciclistas, peatones y motociclistas. Además, resultará relevante desagregar la variable de exposición según la tipología de vehículo lo que significa desagregar esta según la composición vehicular.

BIBLIOGRAFÍA



- Abdelwahab, H. y Abdel-Aty, M. (2002). *Artificial neural networks and logit models for traffic safety analysis of toll plaza*. Transportation Research Record.
- Ackaah, W. y Salifu, M. (2011). Crash prediction model for two-lane rural highways in the Ashanti region of Ghana. *IATSS Research*, 35, 34-40.
- Aguero-Valverde, J. (2013). Full Bayes Poisson Gamma, Poisson lognormal y zero inflated random effects models: Comparing the precision of crash frequency estimates. *Accident Analysis and Prevention*, 50, 289-297.
- Alcaldía de Ocaña - Norte de Santander. (2012, 28 de noviembre). *Sitio oficial de Ocaña en Norte de Santander, Colombia*. http://ocana-nortedesantander.gov.co/mapas_municipio.shtml?apc=bcxx-1-andx=2836340
- Also, J. y Langley, J. (2001). Under reporting of motor vehicle traffic crash victims in New Zealand. *Accident Analysis and Prevention*, 33, 353-359.
- Ayati, E. y Abbasi, E. (2011). Investigation on the role of traffic volume in accidents on urban highways. *Journal of Safety Research*, 42, 209-214.
- Banco Interamericano de Desarrollo. (2013). *Diagnóstico de Seguridad Vial en América Latina y El Caribe: 2005 - 2009*. USA.
- Bhalla, K. (2013). *The Cost of road injuries in Latin America*. Inter-American Development Bank.
- Bishai, D., Hyder, A., Ghaffar, A., Morrow, R. H. y Kobusingye, O. (2003). Rates of public investment for road safety in developing countries: case studies of Uganda and Pakistan. *Health Policy Plan*, 18 (2), 232-235.
- Brenac, T. y Clabaux, N. (2005). The indirect involvement of buses in traffic accident processes. *Safety Science*, 43, 835-843.
- Buddhavarapu, P., Banerjee, A. y Prozzi, J. (2013). Influence of pavement condition on horizontal curve safety. *Accident Analysis and Prevention*, 52, 9-18.
- Cafiso, S., Di Graziano, A., Di Silvestro, G., La Cava, G. y Persaud, B. (2010). Development of comprehensive accident models for two-lane rural highways using exposure, geometry, consistency and context variables. *Accident Analysis and Prevention*, 42, 1072-1079.

- Cal y Mayor, R., y Cárdenas, J. (2019). *Ingeniería de Tránsito-Fundamentos y Aplicaciones*. Alfaomega.
- Caliendo, C., Guida, M. y Parisi, A. (2007). A crash-prediction model for multilane roads. *Accident Analysis and Prevention*, 39 (4), 657-670.
- Carlin, B. y Louis, T. (2000). *Bayes and Empirical Bayes Methods for Data Analysis*. Chapman and Hall/CRC Press.
- Cayuela, L. (2014). *Modelos Lineales Generalizados*. Universidad Rey Juan Carlos.
- Chang, L. Y. (2005). Analysis of freeway accident frequencies: negative binomial regression versus artificial neural network. *Safety Science*, 43, 541-557.
- Cheng, W. y Washington, S. P. (2005). Experimental evaluation of hotspot identification methods. *Accident Analysis and Prevention*, 37, 870-881.
- De Lapparent, M. (2005). *Individual cyclists' probability distributions of severe/fatal crashes in large French urban areas*. Accident Analysis and Prevention.
- Depaire, B., Wets, G. y Vanhoof, K. (2008). *Traffic accident segmentation by means of latent class clustering*. Accident Analysis and Prevention.
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística - Dane. (2005). *Censo 2005*. <https://bit.ly/2EnefNg>
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística - Dane (2018). *Censo Nacional de Población y Vivienda - CNPV 2018*. <https://bit.ly/2Qg0EtR>
- Dinu, R. R. y Veeraragavan, A. (2011). Random parameter models for accident prediction on two-lane undivided highways in India. *Journal of Safety Research*, 42, 39-42.
- Dirección Nacional de Planeación (2010). *Formulación del Plan Maestro de Movilidad del Municipio de Ocaña*.
- Dong, N., Huang, H., Lee, J., Gao, M. y Abdel-Aty, M. (2016). Macroscopic hotspots identification: a Bayesian spatio-temporal interaction approach. *Accident Analysis and Prevention*, 92, 256-264.
- Fawcett, L., Thorpe, N., Matthews, J. y Kremer, K. (2017). A novel Bayesian hierarchical model for road safety hotspot prediction. *Accident Analysis and Prevention*, 99, 262-271.
- Feria-Torres, R. F. y Timaná-Rojas, J. A. (2008). El método de Bayes aplicado en la identificación de las localizaciones más propensas a sufrir accidentes de tránsito. *Revista del Encuentro Científico Internacional*, 5 (2), 21-26.

- Fernandes, A. y Neves, J. (2013). An approach to accidents modeling based on compounds road environments. *Accident Analysis and Prevention*, 53, 39-45.
- García-Depestre, R., Delgado-Martínez, D. y Díaz-García, E. (2012). *Seguridad vial en carreteras rurales de dos carriles*. Provincia de Villa Clara, Cuba. Universidad Autónoma de Yucatán.
- Geedipally, S. R. (2008). *Examining the application of Conway-Maxwell Poisson models for analyzing traffic crash data*.
- Geedipally, S. R., Lord, D. y Dhavala, S. S. (2012). The negative binomial-Lindley generalized linear model: Characteristics and application using crash data. *Accident Analysis and Prevention*, 45, 258-265.
- Geurts, K. y Wets, G. (2003). *Black spot analysis methods: Literature review*. Flemish Research Center for Traffic Safety.
- Geurts, K., Wets, G., Brijs, T., Vanhoof, K. y Karlis, D. (2006). Ranking and selecting dangerous crash locations: Correcting for the number of passengers and Bayesian ranking plots. *Journal of Safety Research*, 37, 83-91.
- Gosselin, R. A., Spiegel, D. A., Coughlin, R. y Zirkle, L. G. (2009). Los traumatismos: el problema sanitario desatendido en los países en desarrollo. *Boletín de la Organización Mundial de la Salud*, 87, 246.
- Guerrero, T. y Santiago, S. (2015). La verdad de la accidentalidad vial en Ocaña: Un análisis estadístico-descriptivo. *Revista Ingenio*.
- Hauer, E., Harwood, D., Council, F. y Griffith, M. (2002). The Empirical Bayes method for estimating safety: a tutorial. *Transportation Research Record 1784*, 126-131.
- Higle, J. y Witkowski, J. (1988). Bayesian identification of hazardous locations. *Transportation Research Records*, 1185, 24-36.
- Instituto Nacional de Medicina Legal y Ciencias Forenses (2012). *Forensis 2011 Datos para la vida*. Bogotá D.C.
- Instituto Nacional de Medicina Legal y Ciencias Forenses (2015). *Forensis 2014 Datos para la vida*. Bogotá, D.C.
- Instituto Nacional de Vías (2017). *Red Vial Nacional*. Web Invias: <https://bit.ly/31hSuay>
- IRTAD. (2019). *Road Safety Annual Report*. Web Itrad: <https://bit.ly/31laNeZ>
- Karlaftis, M. G. y Golias, I. (2002). Effects of road geometry and traffic volumes on rural roadway accident rates. *Accident Analysis and Prevention*, 34, 357-365.

- Lan, B., Persaud, B., Lyon, C. y Bhim, R. (2009). Validation of a full Bayes methodology for observational before-after road safety studies and application to evaluation of rural signal conversions. *Accident Analysis and Prevention* 41, 574-580.
- Laughlin, J. C., Hauer, L. E., Hall, J. W. y Clough, D. (1975). *NCHRP Report 162: Methods for evaluating highway safety improvements*. National Research Council.
- Lee, J. y Mannering, F. (2002). Impact of roadside features on the frequency and severity of run-off-roadway accidents: an empirical analysis. *Accident Analysis and Prevention*.
- Lee, A. S., Lin, W. H., Gill, G. S. y Cheng, W. (2019). An enhanced empirical bayesian method for identifying road hotspots and predicting number of crashes. *Journal of Transportation Safety and Security*, 11, 562-578.
- Lekshmi, S. y Menéndez, M. (2014). Partial proportional odds model-An alternate choice for analyzing pedestrian crash injury severities. *Accident Analysis and Prevention*.
- Lord, D. (2006). Modeling motor vehicle crashes using Poisson-Gamma models: Examining the effects of low sample mean values and small sample size on the estimation of the fixed dispersion parameter. *Accident Analysis and Prevention*, 38, 751-766.
- Lord, D. y Mannering, F. (2010). The statistical analysis of crash-frequency data: A review and assessment of methodological alternatives. *Transportation Research Part A*, 44 (5), 291-305.
- Lovegrove, G. L., Lim, C. y Sayed, T. (2010). Community-based, macrolevel collision prediction model use a regional transportation plan. *J. Transport. Eng.* 136 (2), 120-128.
- MacCullagh, P. y Nelder, J. (1983). *Generalized Linear Models*. Chapman and Hall.
- Miaou, S. P. (1993). The relationship between truck accidents and geometric design of road sections: Poisson versus Negative Binomial regressions. *Accident Analysis and Prevention*.
- Miaou, S. P. y Song, J. J. (2005). Bayesian ranking of sites for engineering safety improvements: Decision parameter, treatability concept, statistical criterion and spatial dependence. *Accident Analysis and Prevention*, 37, 699-720.
- Miaou, S. y Lum, H. (1993). Statistical Evaluation of the Effects of Highway Geometric Design on Truck Accident Involvements. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1407, 11-24.

- Miranda-Moreno, L. F. (2006). *Statistical Models and Methods for the Identification of Hazardous Locations for Safety Improvements*. Universidad de Waterloo.
- Miranda-Moreno, L. F. y Fu, L. (2006). A Comparative Study of Alternative Model Structures and Criteria for Ranking Locations for Safety Improvements. *Netw Spat Econ*, 6, 97-110.
- Miranda-Moreno, L. F., Labbe, A. y Fu, L. (2007). Bayesian multiple testing procedures for hotspot identification. *Accident Analysis and Prevention*, 39, 1192-1201.
- Moeinaddini, M., Asadi-Shekari, Z., Sultan, Z. y Shah, M. Z. (2015). Analysing the relationships between the number of deaths in road accidents and the work travel mode choice at the city level. *Safety Science*, 72, 249-254.
- Nelder, J. A. y Wedderburn, R. W. (1972). Generalized linear models. *Journal of the Royal Statistical Society*, 135 (3), 370-384.
- Organización Mundial de la Salud. (2009). *Informe sobre la situación mundial de la seguridad vial: es hora de pasar a la acción*.
- Organización Mundial de la Salud. (2010). *Plan Mundial para el Decenio de Acción para la Seguridad Vial 2011-2020*.
- Ossiander, E. M. y Cummings, P. (2002). Freeway speed limits and traffic fatalities in Washington State. *Accident Analysis and Prevention*, 34 (1), 13-18.
- Peltola, H. (2000). Background and principles of the Finnish safety evaluation tool, Tarva. *Technical Research Centre of Finland*.
- Persaud, B. N. (1986). Safety migration, the influence of traffic volumes and other issues in evaluating safety effectiveness. *Transportation Research Record*, 1086, 33-41.
- Persaud, B. y Lyon, C. (2007). Empirical Bayes before-after safety studies: lessons learned from two decades of experience and future directions. *Accident Analysis and Prevention* 39, 546-555.
- Persaud, B., Bhagwant, N. y Hauer, E. (1984). Comparison of Two Methods for Debiasing Before-and-After Accident Studies. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, No. 975, 43-49.
- Qin, X., Ng, M. y Reyes, P. E. (2010). Identifying crash-prone locations with quantile regression. *Accident Analysis and Prevention*, 42, 1531-1537.
- R Development Core Team (2008). R: a language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing. <https://bit.ly/31hTk7c>

- Rangel, T., Vassallo, J. M. y Herraiz, I. (2013). The influence of economic incentives linked to road safety indicators on accidents: The case of toll concessions in Spain. *Accident Analysis and Prevention*, 59, 529-536.
- Sasidharan, L. y Menendez, M. (2014). Beneficial and Detrimental Factors Influencing Pedestrian Crash Injury Severities in Switzerland Using Partial Proportional Odds Model. *svt Working Paper*.
- Secretaría TIC (2015). *Sitio oficial Gobernación de Norte de Santander*. <https://bit.ly/3hmHkXA>
- Tong, J. y Lord, D. (2007). Investigating the application of beta-binomial models in highway safety. *Presented at the Canadian Multidisciplinary Road Safety Conference xvii*. Montreal.
- Vavilikolanu, S. (2008). *Crash prediction models on truck-related crashes on two-lane rural highways with vertical curves*. In Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree Master of Science, University of Akron, Akron, Ohio.
- Vavilikolanu, S. (2008). *Crash prediction models on truck-related crashes on two-lane rural highways with vertical curves*. Akron, Ohio.
- Venkataram, S., Mannering, F. y Barfield, W. (1995). Effect of roadway geometrics and environmental factors on rural freeway accident frequencies. *Accident Analysis and Prevention*, 27 (3), 371-389.
- Viceministerio de Transporte - Grupo de Seguridad vial (2014). *Programa Integral de Estándares de Servicio y Seguridad Vial para el Tránsito de motocicleta* (Documento para Consulta Pública - Versión 7).
- Washington, S., Karlaftis, M. y Mannering, F. (2003). *Statistical and Econometric Methods for Transportation Data Analysis*. Chapman & Hall/CRC.
- Wei, F. y Lovegrove, G. (2013). An empirical tool to evaluate the safety of cyclists: Community based, macro-level collision prediction models using negative binomial regression. *Accident Analysis and Prevention*, 61, 129-137.
- Winslott, L. (2004). Estimating the relationship between accident frequency and homogeneous and inhomogeneous traffic flows. *Accident Analysis and Prevention*, 36, 985-992.
- Organización Mundial de la Salud (2013). *Global status report on road safety 2013: supporting a decade of action*. Department of Violence and Injury Prevention and Disability.
- Organización Mundial de la Salud (2016). *World Health Statistics*. OMS Library Cataloguing-in-Publication Data.

- Organización Mundial de la Salud (2018). *Global Status Report on Road Safety 2018*.
- Organización Mundial de la Salud (2019). *Road traffic injuries*. Web de WHO: <https://bit.ly/34Bo9Gj>
- Organización Mundial de la Salud (2019). *World health statistics overview 2019: monitoring health for the SDGs, sustainable development goals (No. who/DAD/2019.1)*. Organización Mundial de la Salud.
- Xie, Y., Lord, D. y Zhang, Y. (2007). Predicting motor vehicle collisions using Bayesian neural networks: an empirical analysis. *Accident Analysis and Prevention*.
- Zeng, Q. y Huang, H. (2014). A stable and optimized neural network model for crash injury severity prediction. *Accident Analysis and Prevention*, 73, 351-358.
- Zou, Y., Geedipally, S. R. y Lord, D. (2013). Evaluating the double Poisson generalized linear model. *Accident Analysis and Prevention*, 59, 497-505.

Este libro fue compuesto en caracteres Minion
a 11 puntos, impreso sobre papel Bond de 75
gramos y encuadernado con el método hot melt,
en octubre de 2020, en Bogotá, Colombia.

Accidentalidad Vial

Determinación de sitios críticos
y factores que la afectan

En la obra se encuentran recomendaciones prácticas sobre cuáles modelos se deben utilizar según dos casos de estudio: identificación de tramos viales críticos en accidentes bajo un enfoque con técnicas bayesianas y uso de Modelos Lineales Generalizados (MLG) para la predicción de accidentes en vías colombianas.

En este libro se aborda inicialmente un diagnóstico de la accidentalidad dentro de un contexto espacio-temporal de los hechos referentes a esta problemática. Se presenta evidencia previa de investigaciones y análisis de información disponible. Se describe cómo realizar detección de sitios críticos de accidentalidad e identificación de factores que afectan la ocurrencia de accidentes de tránsito con muertes y heridos en las carreteras de Colombia.

La obra se dirige a alumnos universitarios y profesionales que consultan en esta área, a fin de que conozcan herramientas de evaluación para desarrollar estrategias que ayuden a mitigar el impacto de la accidentalidad. Igualmente, será de utilidad para que las entidades encargadas a nivel local y nacional tomen las medidas necesarias para disminuir el índice de accidentalidad en Colombia.

Colección: Ingeniería
Área: Ingeniería Civil

Incluye

- ▶ Actualización y compendio de la realidad de la accidentalidad vial en tres niveles de análisis: mundial, nacional y regional.
- ▶ Descripción detallada y práctica del uso de técnicas bayesiana y Modelos Lineales Generalizados (MLG) en la determinación de sitios críticos de accidentalidad e identificación de factores que afectan la ocurrencia de accidentes de tránsito.
- ▶ Recomendaciones prácticas basadas en los resultados provenientes de los estudios de caso abordados.

Thomas E. Guerrero

Ingeniero Civil de la Universidad Francisco de Paula Santander de Cúcuta y Magíster en Ingeniería Civil de la Universidad del Norte en Barranquilla. Desde el 2012 trabaja como docente asistente del Departamento de Ingeniería Civil de la Universidad Francisco de Paula Santander Ocaña. Actualmente se encuentra desarrollando su doctorado en la Pontificia Universidad Católica de Chile y Newcastle University en Reino Unido. teguerrero@ufps.edu.co.

Gloria Amaris

Ingeniera Civil de la Universidad Francisco de Paula Santander Ocaña y Magíster en Ingeniería Civil de la Universidad del Norte en Barranquilla. Actualmente se encuentra desarrollando su doctorado en Ciencias de la Ingeniería en la Pontificia Universidad Católica de Chile y está vinculada en proyectos colaborativos sobre comportamiento humano en el Choice Modelling Center (CMC) de la Universidad de Leeds en Reino Unido. geamaris@uc.cl.

Andrea Stefannía Arévalo Tamara

Ingeniero Civil de la Universidad Francisco de Paula Santander de Cúcuta y Magíster en Ingeniería Civil de la Universidad del Norte en Barranquilla. Actualmente es docente de planta de la Universidad Santo Tomás. andrea.arevalo@usantotomas.edu.co.