



UNIVERSIDAD  
**COMPLUTENSE**  
MADRID

FACULTAD DE GEOGRAFÍA E HISTORIA  
Departamento de Geografía



MÁSTER EN CIUDADES INTELIGENTES  
Y SOSTENIBLES / SMART CITIES  
UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID

**TRABAJO FIN DE MÁSTER**

CURSO 2021-2022

**Análisis de los accidentes de tráfico urbano con  
ArcGIS. El caso de Barcelona**

(Analysis of urban traffic accidents with ArcGIS. The case of  
Barcelona)

CONVOCATORIA: Septiembre

Autor: Alberto Tobaruela Delgado

Tutor: D. Javier Gutiérrez Puebla

Departamento de Geografía de la Facultad de Geografía e Historia (UCM)

## Resumen

Los accidentes de tráfico son una de las principales externalidades de la movilidad urbana y conllevan un coste humano y económico muy importante, por lo que desde hace décadas se estudian con el fin de reducir su número, su gravedad y mitigar sus efectos. Constituyen un fenómeno de gran complejidad debido a la multiplicidad de factores que concurren en ellos. Son eventos geográficos localizados en el espacio y en el tiempo, por lo que los sistemas GIS se han convertido en una herramienta imprescindible para el análisis de sus patrones de distribución y de su relación con las diferentes variables relacionadas con ellos.

El objetivo de este trabajo es mostrar las principales líneas metodológicas y técnicas de análisis de los accidentes de tráfico urbano usando sistemas GIS. Para ilustrar su aplicación se ha elegido como caso de estudio, los accidentes de tráfico recogidos por la Guardia Urbana de la ciudad de Barcelona durante los años 2018 a 2021.

El análisis de los accidentes de tráfico con sistemas GIS contribuye a mejorar el conocimiento de las tendencias espaciales y temporales de los accidentes de tráfico urbano y las circunstancias en las que se producen y es la base para un diagnóstico preciso y para el diseño y monitorización de medidas y estrategias de prevención y mitigación.

**Palabras clave:** Accidentes de tráfico, GIS, análisis espacial, análisis espaciotemporal, estadística espacial.

## Abstract

Traffic accidents are one of the main externalities of urban mobility and entail a very important human and economic cost, which is why they have been studied for decades in order to reduce their number, their severity and mitigate their effects. They constitute a phenomenon of great complexity due to the multiplicity of factors that concur in them. They are geographic events located in space and time, which is why GIS systems have become an essential tool for analyzing their distribution patterns and their relationship with the different variables related to them.

The objective of this work is to show the main methodological lines and analysis techniques of urban traffic accidents using GIS systems. To illustrate its application, the traffic accidents collected by the Guàrdia Urbana of the city of Barcelona during the years 2018 to 2021 have been chosen as a case study.

The analysis of traffic accidents with GIS systems contributes to improving knowledge of the spatial and temporal trends of urban traffic accidents and the circumstances in which they occur and is the basis for an accurate diagnosis and for the design and monitoring of prevention and mitigation measures and strategies.

**Keywords:** Traffic accidents, GIS, spatial analysis, space-time analysis, spatial statistics.

## Índice

<b>Tabla de Figuras</b> .....	3
<b>Introducción</b> .....	4
<b>Estado del arte</b> .....	6
<b>Objetivos</b> .....	10
<b>Selección del caso de estudio</b> .....	11
<b>Datos</b> .....	12
Descripción de los datos relativos a los accidentes .....	12
Datos de accidentes de Barcelona.....	12
Depuración y preparación de los datos .....	15
<b>Metodología</b> .....	17
Visualización y Análisis de la distribución espacial.....	17
Análisis y visualización de la distribución espaciotemporal .....	20
Análisis de otras variables relevantes y su relación con los accidentes.....	22
<b>Resultados</b> .....	26
Análisis espacial.....	26
Análisis espacio temporal .....	33
Análisis de otras variables relevantes y su relación con los accidentes.....	36
<b>Conclusiones</b> .....	41
<b>Referencias</b> .....	43
<b>Anexos</b> .....	45
Anexo 1. Barcelona: Red viaria Ayuntamiento de Barcelona .....	46
Anexo 2. Accidentes 2018 -2021 sobre la red viaria del Ayuntamiento de Barcelona .....	47
Anexo 3. Descripción de registro del fichero “Accidentes gestionados por la Guardia Urbana en la ciudad de Barcelona” .....	48
Anexo 4. Registro de los ficheros de “aforaments” del Ayuntamiento de Barcelona .....	49
Anexo 5. Red viaria de Tom Tom del municipio de Barcelona .....	50
Anexo 6. Comparación Redes viarias Tom Tom y Ayuntamiento de Barcelona.....	51
Anexo 7. Análisis de puntos calientes emergentes. Clasificaciones posibles de cada área.....	53
Anexo 8. Análisis de valores atípicos locales. Clasificaciones posibles de cada área.....	54
Anexo 9. Comparación de las funciones KDE planar y NKDE para el distrito de L’Eixample .55	
Anexo 10. Cubo espacio tiempo de accidentes 2018 -2021. Ayuntamiento de Barcelona .....	56
Anexo 11. Análisis de puntos calientes emergentes .....	57
Anexo 12. Informe de salida - Mínimos cuadrados ordinarios (OLS) .....	58
Anexo 13. Informe de salida - Estadística de conjunto de bandas.....	59

## Tabla de Figuras

Figura 1 Ilustración de eventos constreñidos a redes (Okabe, y Sugihara, 2012). .....	8
Figura 2 Comparación de las funciones KDE planar y Network KDE (Yamada y Thill,2004).....	8
Figura 3 Menu SANET (Spatial Analysis along Networks).....	9
Figura 4 Red viaria Ayuntamiento de Barcelona. Elaborado a partir de <a href="http://w20.bcn.cat/cartobcn/default.aspx?lang=es">http://w20.bcn.cat/cartobcn/default.aspx?lang=es</a> .....	13
Figura 5 Accidentes de Tráfico Barcelona 2018 – 2021. Elaborado a partir de <a href="https://opendata-ajuntament.barcelona.cat/es/">https://opendata-ajuntament.barcelona.cat/es/</a> .....	13
Figura 6: Número de accidentes registrados por la Guardia Urbana de Barcelona 2018 - 2021.....	14
Figura 7 Parámetros de la herramienta NKDE de SANET.....	20
Figura 8 Crear cubo de espacio-tiempo Ilustración Fuente: ESRI. ....	21
Figura 9 Análisis de puntos calientes emergentes. Fuente Esri.....	22
Figura 10 Análisis de valores atípicos locales. Fuente Esri.....	22
Figura 11. Resultado de la ejecución de la Autocorrelación espacial.....	26
Figura 12. Densidad Kernel planar (band width=100) .....	27
Figura 13 Análisis de puntos calientes optimizado.....	28
Figura 14. Análisis de puntos calientes optimizado (cell width=50).....	29
Figura 15: Barcelona – accidentes de tráfico 2018 -2021 – Ratio de accidentes por km y año .....	30
Figura 16 NKDE 2D SANET band width=100, cell width=50.....	31
Figura 17 NKDE 3D SANET band width=100, cell width=50.....	32
Figura 18 Número de accidentes y de víctimas mensual.....	33
Figura 19 Número de accidentes por día de la semana y hora del día.....	34
Figura 20 Resumen de las tendencias de los Cubos espacio tiempo .....	34
Figura 21 Resultado de Análisis de valores típicos locales (t = 1 mes).....	36
Figura 22. Tabla de número de accidentes en la proximidad de las intersecciones.....	38
Figura 23 Intersecciones con más de 32 accidentes en un radio de 25 m.....	38
Figura 24. Jerarquía de la Red de Tom Tom. ....	39
Figura 25. Número de accidentes por nivel de jerarquía de la red viaria. ....	40

## Introducción

La movilidad en las ciudades es causa directa de importantes externalidades que comprometen su sostenibilidad, como la contaminación, la congestión y la siniestralidad del tráfico.

Los accidentes de tráfico causan cada año en el mundo la muerte de 1,3 millones de personas, decenas de millones de heridos y tienen un coste del 3% del PIB en la mayoría de los países, según la Organización Mundial de la Salud (Ver Referencias 35 y 36), por lo que son considerados un problema de salud pública (Loo y Anderson, 2015). Así mismo, tienen impacto directo en la congestión. Su mitigación está contemplada tanto en los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) de las Naciones Unidas como en las estrategias de movilidad de la UE.

La UE, durante las últimas décadas ha adoptado políticas activas para reducir la siniestralidad del tráfico, consiguiendo buenos resultados, especialmente en las vías interurbanas, aunque con grandes diferencias entre países. Sin embargo, estos resultados son bastante más modestos en el entorno urbano. Aproximadamente, según la OMS, el 50 % de las muertes por accidentes de tránsito afectan a usuarios vulnerables (VRU) y en las vías urbanas de la UE este porcentaje se acerca al 70% (Ver referencia 34).

Para reforzar esta tendencia a la baja de la siniestralidad, es preciso profundizar en el conocimiento de los accidentes y sus causas, manteniendo una vigilancia activa de su evolución poniendo especial atención en los cambios que se producen continuamente en la movilidad y el transporte.

La planificación de la movilidad es determinante para conseguir unas ciudades eficientes y sostenibles. La UE, consciente de este hecho, propone para el ámbito urbano, en su Programa de Acción en Materia de Medio Ambiente (2002), los Planes de Movilidad Urbana Sostenible (PMUS) como herramientas de gestión de la movilidad y el transporte en las entidades locales. Los PMUS, para lograr sus objetivos deben incluir medidas concretas de mejora de la seguridad tendentes a disminuir los accidentes de tráfico.

La seguridad vial, igual que la movilidad urbana, es un fenómeno muy complejo. Los accidentes de tráfico son un fenómeno estocástico o probabilístico y el riesgo de que se produzcan depende de la combinación de un elevado número de factores cuyo estudio completo es inabarcable en la práctica.

Los factores de la siniestralidad del tránsito se agrupan normalmente en tres grandes grupos, según cual sea su origen o causa principal: los dependientes del conductor, los del vehículo y los del entorno, que incluyen los factores sociales y económicos.

Variables dependientes del conductor serían la edad, la antigüedad de la licencia de conducir, el uso de alcohol o drogas, el nivel de educación, el cansancio o el estado de salud, ...

Respecto a variables con origen en el vehículo, se pueden citar el modo de transporte, el tipo de vehículo, los elementos de seguridad que incorporan, la antigüedad del vehículo, ...

Son muchos los factores relacionados con los accidentes con origen el entorno. Entre ellos se pueden considerar variables demográficas (número de habitantes, densidad de población, edad, perfil, ...), variables geográficas como el área de estudio, el tipo de ciudad (compacta, dispersa, segregación funcional, ...), los usos del suelo, la longitud de la red viaria, el número de intersecciones, la dotación, diseño y aprovechamiento de las infraestructuras viarias (diseño, capacidad de las vías, intensidad del tráfico, estado de conservación, km recorridos totales, ...), la planificación de la movilidad (diseño, señalización, medidas de calmado de tráfico y limitaciones de velocidad, segregación de modos, ...) y otros como los meteorológicos, la luz y la visibilidad, ...

Las variables relevantes para cada análisis, dependerán de los objetivos, de la escala de estudio y de la disponibilidad de datos. Es importante señalar que, para obtener conclusiones relevantes es necesario disponer de muestras significativas de datos susceptibles de ser integrados.

En el contexto actual de las Smart Cities y el Big Data, cantidades ingentes de datos relacionados con la movilidad son registrados en tiempo real y almacenados en múltiples repositorios. La cada día mayor disponibilidad de estos datos relacionados con los accidentes, hace posible enriquecer los análisis espaciales y espaciotemporales con multitud de variables, lo que conduce a estudios cada vez más completos y complejos de la siniestralidad del tráfico urbano.

Esta creciente complejidad implica que además de una adecuada geolocalización, la integración de los datos de las diferentes variables sea un elemento clave para el análisis estadístico y la elaboración de modelos (González Gómez, Keila et al.,2018).

Este trabajo propone la utilización de Sistemas de Información Geográfica (SIG) para mejorar la comprensión de la distribución espacial y espaciotemporal de los accidentes de tráfico urbanos y su relación con distintas variables asociadas a ellos. Estos análisis permiten, además de entender sus causas, la adopción de medidas para reducir su número y gravedad, así como su impacto.

Se trataría de contestar a preguntas como:

- ¿Existen patrones en la distribución espacial?
- ¿Cuáles son los lugares con mayor riesgo de accidentes o puntos negros en el viario urbano?

- ¿Cuál es la evolución en el tiempo de los accidentes de tráfico? ¿dónde aumentan o disminuyen a lo largo del tiempo?
- ¿Qué horas y días de la semana registran mayor número de accidentes?
- ¿Se pueden detectar patrones distintos atendiendo a las circunstancias en las que se producen los accidentes como intensidad del tráfico, proximidad a las intersecciones, velocidad, ...?
- ¿Existen tendencias distintas en distintas áreas?

Como caso de estudio se ha elegido la ciudad de Barcelona tanto por su importancia como ciudad global en el contexto regional europeo, como por ofrecer en abierto datos geolocalizados de su red vial y de accidentes de tráfico. Para el análisis espacio temporal de los accidentes se ha elegido el sistema de sistema de información geográfica ArcGis Pro 2.9.3.

### Estado del arte

A partir de la Segunda Guerra Mundial se produce un rápido crecimiento del parque automovilístico de vehículos a motor en todo el mundo desarrollado. Los coches se convierten en un bien de consumo cada vez más accesible, dando lugar a una revolución de la movilidad. Sin embargo, las carencias de infraestructuras adecuadas para soportar la nueva movilidad unidas a la falta de educación vial se traducen en una explosión de la siniestralidad vial. La sociedad y las autoridades empiezan a tomar conciencia del problema en las décadas de los años 50 y 60 del siglo XX. Gradualmente se empiezan a registrar los accidentes y a realizar estudios, principalmente estadísticos, de su incidencia e impacto. Sin embargo, la explosión demográfica, la creciente urbanización, la liberalización de la economía y el fenómeno de la globalización hacen no solo que el problema se agrave, sino que se expanda a escala planetaria. Esto dio lugar a un creciente interés en analizar y reducir sus costes. Desde finales del siglo pasado hasta hoy se han publicado gran cantidad de trabajos científicos relativos a la siniestralidad del tráfico desde múltiples enfoques.

El fulgurante desarrollo de las tecnologías de la información desde los años 80 del siglo pasado, hace posible el desarrollo de los sistemas de información geográfica (GIS) que se revelan como una herramienta imprescindible para la comprensión de los patrones espaciales que presentan los accidentes, abriendo la puerta a estudios de detalle de creciente complejidad.

En las últimas décadas, se han publicado cientos de trabajos que estudian los patrones espaciales y espaciotemporales de los accidentes de tráfico usando sistemas GIS. Habitualmente se publican en revistas científicas especializadas en transporte , geografía, movilidad o ingeniería como por ejemplo Transportation Research Procedia, Accident Analysis & Prevention, International Journal of Geographical Information Science, Journal of Information and Data Management, Journal of Traffic

and Transportation Engineering, Ecological Informatics, Journal of Transport Geography, The Open Transportation Journal, Computers, Environment and Urban Systems, etc.

Un tratado monográfico muy completo y de referencia para el análisis de los accidentes de tráfico es *Spatial Analysis Methods of Road Traffic Collisions*, Loo y Anderson (2015). Define y caracteriza los accidentes como eventos geográficos cuyo estudio debe basarse en técnicas de análisis espacial (métodos basados en la distancia, funciones de densidad, autocorrelación espacial, ...). Considera y justifica el fenómeno de la siniestralidad como un problema de salud pública. Examina el riesgo de accidentes tanto en relación con los factores socioeconómicos como con los derivados de la conducta de las personas, y también en relación con el desarrollo urbano. Conceptualiza los accidentes como un fenómeno espacial que ocurre sobre la red viaria y explica los requerimientos de identificación, validación y depuración para el análisis. Dedicó dos capítulos a su tratamiento estadístico espacial como eventos que ocurren sobre una red y a la identificación de los puntos o zonas de alto riesgo de accidentes. Expone a continuación, la metodología para analizar los accidentes en relación con los principales factores de exposición al riesgo de accidentes (volumen de tráfico, infraestructura viaria y distancia recorrida). Dedicó los últimos capítulos a las medidas de aplicación para la mitigación de los accidentes, ya sean normativas, de ingeniería y educativas y a las características de las estrategias a adoptar para su reducción y prevención. A lo largo del texto combina la conceptualización del fenómeno con la exposición teórica rigurosa de las técnicas de análisis y con casos de estudio en diferentes lugares.

En cuanto a los artículos, existen trabajos a diferentes escalas, desde redes de carreteras nacionales, como, por ejemplo, Erdogan et al (2015) para Turquía, ciudades y áreas urbanas como Lisboa, Mesquitela et al (2022), Turín, Bassani et al (2019), Mashhad (Irán), Shafabakhsh et al (2017) o Cluj-Napoca (Romania), Benedek et al (2015), e incluso distritos, como el Eixample de Valencia, Briz-Redón et al (2019).

Quizá, el aspecto más tratado es el análisis espacial de la distribución de los accidentes para identificar los puntos calientes. De entre los distintos métodos, la estimación de la densidad kernel (KDE) es probablemente el de mayor aceptación. Se pueden citar muchos trabajos que han utilizado esta técnica. Sin embargo, esta función de densidad planar (KDE planar) ha sido cuestionada por diversos autores dado que la inmensa mayoría de los accidentes de tráfico son eventos que se producen sobre la red viaria y no por todo el espacio planar (Figura 1). La principal limitación de la KDE planar es que muestra una sobre representación de la densidad (Yamada, y Thill, 2004) y proponen que el análisis se realice con funciones específicas de estimación de la densidad en red. Aplicando este concepto, han

sido desarrollados nuevos métodos sobre redes, los NKDE (Network-based KDE), como Okabe y Yamada. (2001), Yamada y Thill (2004, 2007), Xie y Yan (2008) y Okabe et al. (2009).

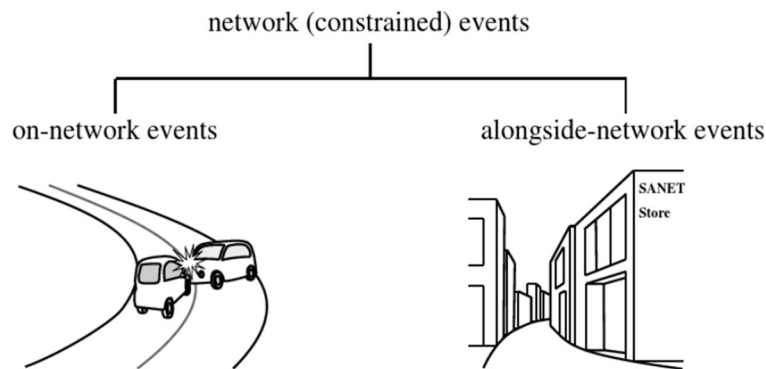


Figura 1 Ilustración de eventos constreñidos a redes (Okabe, y Sugihara, 2012).

Las limitaciones del análisis espacial planar aplicado a los eventos restringidos a una red, como los accidentes de tráfico, han conducido al desarrollo de funciones y herramientas de análisis constreñidas a redes. El análisis en red se basa en la descomposición de la red en segmentos o unidades de análisis de igual longitud (BSU o Basic Spatial Unit). La obra *Spatial Analysis along Networks: Statistical and Computational Methods*, Okabe y Sugihara (2012), es un tratado específico de los métodos estadísticos y computacionales de análisis espacial en redes y sus aplicaciones.

La Figura 2 muestra la diferencia entre la función KDE planar (2D) y la NKDE constreñida a la red (unidimensional). En el análisis de los accidentes alrededor de cada accidente  $x$ , en la KDE planar se consideran todos los puntos dentro del radio  $h$ , mientras que, en la NKDE, solo se consideran los que estén dentro del radio  $h$  sobre tramos de la red.

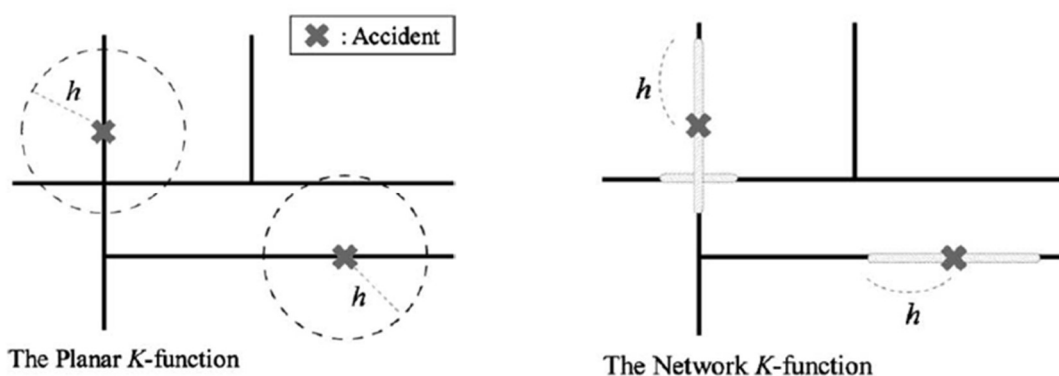
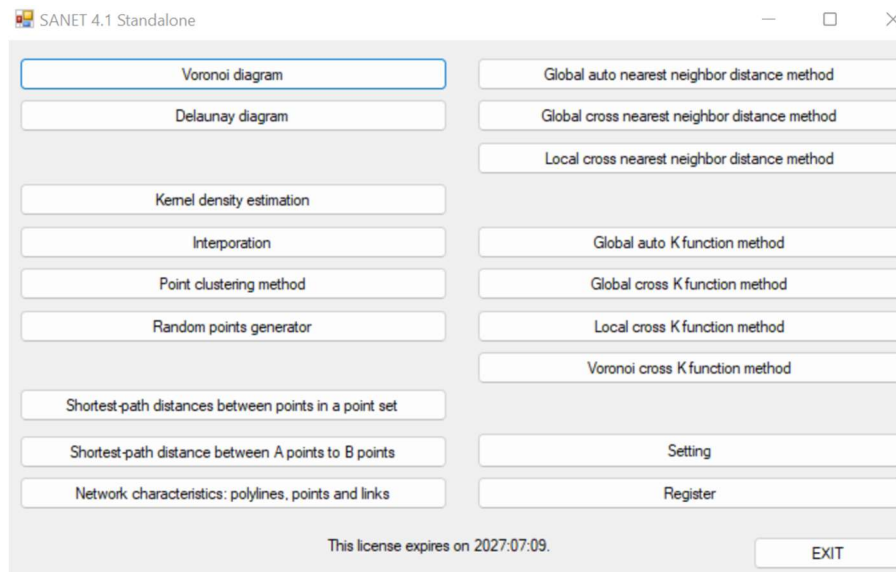


Figura 2 Comparación de las funciones KDE planar y Network KDE (Yamada y Thill, 2004).

Así mismo, un equipo de investigación de la Universidad de Tokio liderado por Aya Okabe, Okabe et al. (2009) y Okabe y Sugihara (2012), ha desarrollado un software libre basado en GIS, SANET

(Spatial Analysis along Networks), para analizar los eventos que ocurren en o a lo largo de una red, que incluye la NKDE entre otras herramientas. En la Figura 3 se muestra el menú de SANET.



*Figura 3 Menú SANET (Spatial Analysis along Networks).*

La Autocorrelación espacial (I de Moran) es una herramienta de estadística inferencial que mide la autocorrelación en función de las ubicaciones de entidades y los valores de uno de sus atributos mediante la estadística I de Moran global.

Otros métodos muy utilizados, complementariamente a los análisis KDE y a la autocorrelación espacial, son las estadísticas locales, o análisis LISA, que son estadísticas descriptivas asociadas a un conjunto de datos espaciales. Entre las más usadas podemos citar Getis-Ord (Ord y Getis, 1995) y la I de Moran local (Anselin, 1995). Entre los trabajos que usan estas herramientas, podemos citar Xie y Yan (2013), Lakshmi et al (2019), Briz-Bredón et al (2019),

Los sistemas GIS incluyen herramientas específicas de análisis espacial y espaciotemporal aplicables al análisis de los accidentes. Concretamente, ArcGIS Pro, incorpora los conjuntos de herramientas de Análisis Espacial, de Estadística Espacial y de Minería de patrones en espacio-tiempo, que permiten identificar, visualizar y analizar patrones de distribución, clústeres, puntos calientes y fríos, correlación entre variables, etc.

Un estudio exhaustivo de la siniestralidad del tráfico, además de la distribución espacio - temporal de los accidentes debe complementarse con otros factores adicionales de gran importancia en el diagnóstico, como son: la densidad del tráfico, la infraestructura viaria, los usos del suelo, la velocidad permitida y media en cada tramo viario, el parque de vehículos, las condiciones meteorológicas, los vehículos implicados, víctimas, datos sociológicos y personales de conductores y víctimas, .... El Big

Data, como en tantos otros problemas urbanos, constituye una excelente oportunidad, para explorar, analizar y comprender multitud de variables relacionadas con los accidentes, inimaginables hace pocos años.

Así encontramos trabajos que estudian los accidentes en relación con el perfil de las personas involucradas en los accidentes (Benedek et al., 2016), la vulnerabilidad de las víctimas (Bassani et al., 2020), las infracciones de tráfico (Li, Y. et al., 2020), la conducta de los conductores como Kaygisiz O et al. (2017), la proximidad a las intersecciones (Briz-Redón et al., 2019) o (Li, Y. et al., 2020), los usos del suelo (Satria, 2020), ...

Otras fuentes de información importantes son los informes y reportes periódicos de instituciones tanto públicas como privadas, OMS, European Road Safety Observatory, DGT, Ayuntamientos, Fundación AXA, ... Muchos de ellos proporcionan adicionalmente páginas de datos abiertos.

No podemos dejar de mencionar la decisiva contribución a la eficiencia y mejor comprensión de la movilidad de los sistemas de navegación GPS, que integran servicios de mapas y navegación GPS. La popularización de la incorporación de estos sistemas tanto en los vehículos como en los teléfonos móviles inteligentes proporciona un volumen ingente de datos (Big Data), que permite explorar y analizar en detalle aspectos de la movilidad inabarcables hace pocas décadas y de gran ayuda para el análisis de los accidentes de tráfico. Compañías como Here, TomTom, Google, Waze, ... registran en tiempo real y acumulan estos datos de movilidad y explotan la información derivada principalmente con fines comerciales. En este sentido mencionar el trabajo de Santos, S. R. dos et al. (2017), explorando la integración en el análisis de datos de accidentes de distintas fuentes (Waze y datos oficiales de la ciudad de Belo Horizonte).

El análisis sistemático de la siniestralidad vial en las ciudades se ha revelado de gran utilidad para su mitigación, por lo que se está incorporando a la gestión de la movilidad de un creciente número de administraciones locales en todo el mundo. Cada vez son más las entidades responsables de la movilidad urbana que registran los datos de cada accidente, su geolocalización, fecha y hora, víctimas, causas, vehículos implicados, daños, etc., utilizan sensores de todo tipo para monitorizar el tráfico y utilizan sistemas GIS para su análisis, adoptando una gestión activa de este aspecto de la movilidad urbana orientada a la reducción del número de accidentes y sus costes humanos y económicos.

## Objetivos

El objetivo de este trabajo es mostrar las principales líneas metodológicas y técnicas de análisis de los accidentes de tráfico urbano usando herramientas GIS y su aplicación a un caso de estudio concreto,

el de los accidentes de tráfico recogidos por la Guardia Urbana en la ciudad de Barcelona durante los años 2018 a 2021

El objetivo principal se desglosa en los siguientes puntos:

- Selección, validación y depuración de los datos.
- Análisis de la distribución espacial de los accidentes de tráfico.
- Análisis de la distribución espacio\_temporal\_de los accidentes de tráfico.
- Relación entre los accidentes y el volumen de tráfico y el límite de velocidad.
- Relación entre los accidentes y las intersecciones.
- Relación entre los accidentes y la jerarquía de la red viaria.
- Análisis de regresión: Análisis de los accidentes en relación con algunos de los factores que los determinan.

### Selección del caso de estudio

La elección de Barcelona como caso de estudio está motivada por su importancia como ciudad global en el contexto regional europeo y porque su sitio web de datos abiertos tiene información geolocalizada detallada de los accidentes de tráfico. Se ha elegido después de la prospección de distintas ciudades que ofrecieran en abierto tanto datos de accidentes geolocalizados como una red vial, susceptibles de ser cargados y analizados en un sistema GIS.

Barcelona es una ciudad comprometida con la gestión sostenible de la movilidad y que dedica importantes esfuerzos tanto a la gestión de la movilidad como a la prevención de los accidentes de tráfico, como puede constatarse tanto en la información de sus páginas web como en la prensa local. El Ayuntamiento de Barcelona, además de la página de datos abiertos, Open Data BCN, ofrece en abierto un visor cartográfico, Carto BCN, así como numerosas estadísticas e informes específicos de movilidad y de siniestralidad del tráfico urbano. Anualmente publica el Balance de siniestralidad y otros informes de movilidad elaborados por el departamento de Estadística i Difusió de Dades. Dispone de un PMU que se actualiza quinquenalmente (actualmente en trámite de aprobación el PMU 2019 - 2024) y de un “Plan local de seguridad viaria”, que se actualiza con periodicidad trianual (actualmente 2019-2022), y de portales específicos de movilidad y de seguridad vial (Ver Referencias 5 a 11).

El municipio de Barcelona ocupa una superficie de 101,35 km<sup>2</sup>, tiene una población de 1.636.732 hab. (2021) y su red viaria municipal tiene una longitud de más de 1.377 km (red viaria del Ayuntamiento de Barcelona). Además, es la cabecera de un Área Metropolitana integrada por 36 municipios y más de 3,2 millones de habitantes y el centro administrativo comarcal, provincial y autonómico.

## Datos

### Descripción de los datos relativos a los accidentes

Los accidentes de tráfico son eventos de naturaleza geográfica y su análisis tiene las mismas consideraciones y problemas que el de otros datos de este tipo (precisión de la localización, depuración de errores, validación, etc.). Normalmente son recogidos por los organismos encargados de la gestión del tráfico (policía) con fines administrativos (conteo, registro y monitorización) o legales (determinación de responsabilidades, litigios, seguros, ...). Hasta hace poco su localización y circunstancias se obtenía a partir de datos cumplimentados en cuestionarios por la policía de tráfico pero recientemente se ha incorporado la tecnología GPS para su localización. Es por ello que no pueden excluirse errores e inexactitudes que es preciso resolver de forma previa a su análisis (Loo y Anderson (2015)).

Por otra parte, son eventos que se producen habitualmente sobre de la red viaria, por lo que su estudio requiere un modelo de red que refleje con la mayor precisión posible las infraestructuras viales que la constituyen. No es fácil reflejar sobre esta red calles de doble sentido, vías laterales, tramos de rotondas, ..., lo que se traduce en imprecisiones y simplificaciones que afectan a los resultados de los análisis. En este sentido, el modelo de red debe ser ajustado a la escala del estudio que se pretenda. Actualmente, además de las redes viarias de los organismos de gestión del tráfico, se pueden obtener las redes que utilizan los proveedores de mapas y servicios de navegación (Tom Tom, Here, Google, ...).

Así mismo, los accidentes son sucesos en gran medida aleatorios y estadísticamente “raros”, por lo que para que su análisis arroje resultados valiosos, requiere una muestra de un volumen significativo recogida a lo largo de un periodo de tiempo suficiente, normalmente uno o varios años (González Gómez, K. et al.,2018).

Como consecuencia de lo anterior, un análisis espacial riguroso de los accidentes de tráfico urbano, precisa ineludiblemente no solo de una muestra significativa de datos de accidentes que cumplan una serie de criterios de calidad relativos a su geolocalización y registro, sino además de una representación de la red vial completa y adecuada al propósito de estudio.

### Datos de accidentes de Barcelona

Para este trabajo se han analizado los datos de accidentes de tráfico del municipio de Barcelona de los años 2018, 2019, 2020 y 2021.

Los ficheros usados son:

- Datos de GRAFO VIARIO por tramo de calle (Figura 4) en formato CAD/SHP/CSV:

✓ BCN\_GrafVial\_Nodes\_SHP.shp

✓ BCN\_GrafVial\_Trans\_SHP.shp

Fuente: Carto BCN: <http://w20.bcn.cat/cartobcn/default.aspx?lang=es>.

– Datos de Accidentes gestionados por la Guardia Urbana de la ciudad de Barcelona (Figura 5):

✓ 2021\_ACCIDENTS\_GU\_BCN.csv

✓ 2020\_ACCIDENTS\_GU\_BCN.csv

✓ 2019\_ACCIDENTS\_GU\_BCN.csv

✓ 2018\_ACCIDENTS\_GU\_BCN.csv

Fuente: Open data BCN: <https://opendata-ajuntament.barcelona.cat/data/es/dataset/accidents-gu-bcn>.

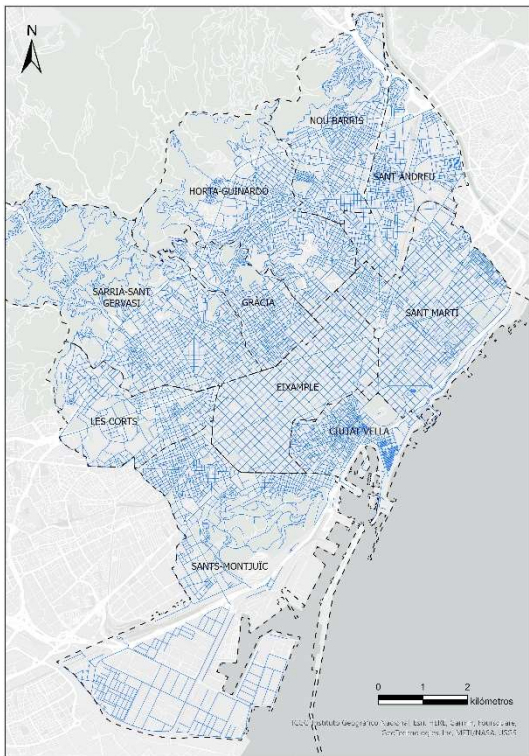


Figura 4 Red viaria Ayuntamiento de Barcelona.  
Elaborado a partir de  
<http://w20.bcn.cat/cartobcn/default.aspx?lang=es>

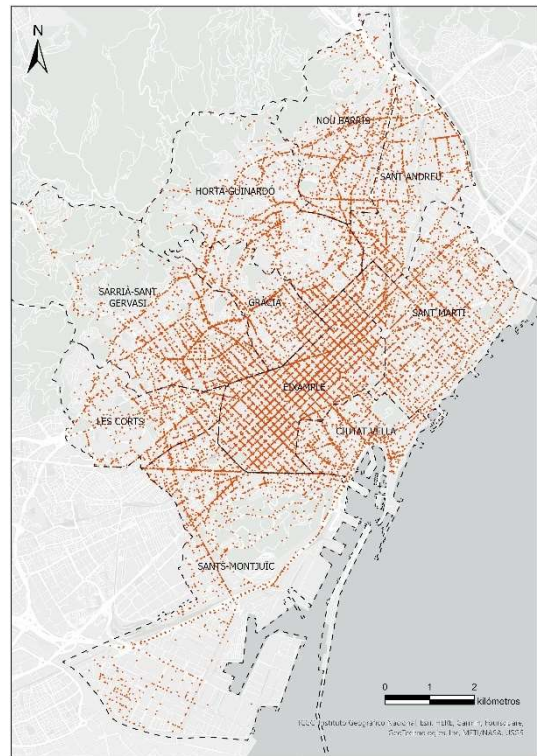


Figura 5 Accidentes de Tráfico Barcelona 2018 – 2021.  
Elaborado a partir de <https://opendata-ajuntament.barcelona.cat/es/>

En el Anexo 1 se muestra con mayor detalle la red viaria del ayuntamiento de Barcelona y en el Anexo 2 los accidentes registrados por la Guardia Urbana de Barcelona. En el Anexo 3 se muestran la descripción del registro del fichero de accidentes.

La Figura 6 muestra gráfico resumen de los accidentes registrados anualmente.

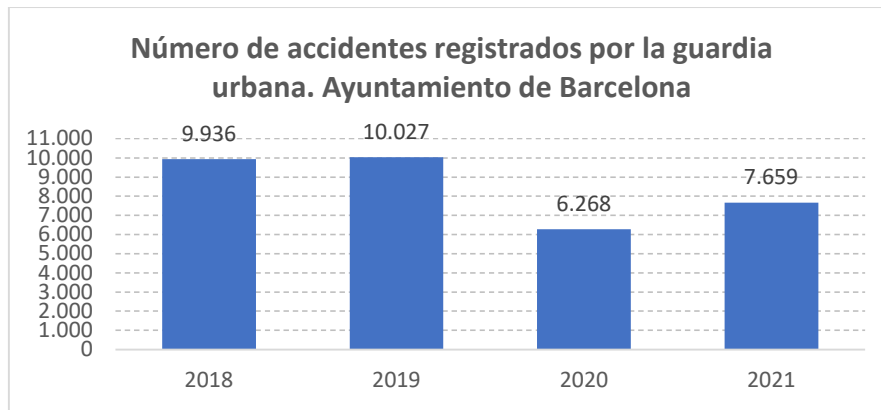


Figura 6: Número de accidentes registrados por la Guardia Urbana de Barcelona 2018 - 2021

En Open Data BCN, también hay disponibles otros ficheros de accidentes de tráfico de gran interés para el estudio de la siniestralidad:

- Descripción de la causalidad de los accidentes gestionados por la Guardia Urbana en la ciudad de Barcelona
- Vehículos implicados en accidentes gestionados por la Guardia Urbana en la ciudad de Barcelona
- Accidentes gestionados por la Guardia Urbana en la ciudad de Barcelona según tipología
- Personas involucradas en un accidente gestionado por la Guardia Urbana en la ciudad de Barcelona y que han sufrido algún tipo de lesión (heridos leves, heridos graves o muertos).

Para analizar los accidentes en relación al volumen de tráfico se han encontrado dos fuentes gratuitas:

- a) El Ayuntamiento de Barcelona en su página web de datos abiertos tiene disponibles los datos registrados (conteo) de la intensidad de tráfico en sus estaciones de aforo (“aforaments”). Para cada año elabora dos ficheros: Un primer fichero con las estaciones de aforo georeferenciadas (<https://opendata-ajuntament.barcelona.cat/data/es/dataset/aforaments-descriptiu>), que son de tres tipos i) Tránsito; ii) Rondas y iii) Bicis. Un segundo fichero (<https://opendata-ajuntament.barcelona.cat/data/es/dataset/aforaments-detall>), que proporciona para cada estación, mes y día de la semana el IMD. No todas las estaciones tienen información para todos los meses. El número de estaciones con datos de fechas completos para cada año es de aproximadamente 500 puntos. Este conjunto de datos no se ha considerado suficientemente significativo para inferir el volumen de tráfico de cada tramo o de una parte de la red viaria. En el Anexo 4 se muestran las descripciones de registro de estos ficheros.
- b) Tomtom Stats es una herramienta de análisis de la base de datos de tráfico de esta empresa proporcionando datos históricos y en línea del tráfico: tiempos de viaje, velocidades, densidad de tráfico, etc. Esta base de datos se alimenta de los datos de sus navegadores. Tom Tom Stats, permite hacer consultas para un subconjunto de la red vial y un periodo de tiempo determinados y descargar

los resultados en formato compatible con los sistemas GIS (shp y dbf) . En cuanto a la densidad, proporciona el conteo del número de vehículos (hits) circulando por cada tramo viario del área y periodo seleccionados. Aunque es una fuente de pago, con un usuario de prueba gratuito, ha permitido descargar la red vial y los datos el mes de enero de 2021, aunque no todos los tramos de esta red tienen datos de densidad de tráfico. El problema es que el viario de Tom Tom no coincide con el viario del Ayuntamiento, que tiene muchos menos tramos. Las vías están desdobladas por sentido y tiene muchos más arcos y nodos. Los arcos de la red obtenida con este usuario de prueba, incluyen como atributos, la jerarquía del tramo dentro de la red y el límite de velocidad, pero no otras de interés como la velocidad media o el sentido de circulación. En el Anexo 5 se muestra la red viaria Tom Tom y en el Anexo 6 se compara con la red del Ayuntamiento.

Para el análisis de los accidentes en relación con las intersecciones se usaron los nodos de la red viaria del ayuntamiento.

Para el análisis de los accidentes en relación a la jerarquía de la red vial se usará la jerarquía de la red de Tom Tom.

#### Depuración y preparación de los datos

Una vez seleccionado el caso de estudio, hay que proceder a la revisión y validación de los datos disponibles. La estrategia a seguir es doble:

- a) cargar y representar estos datos en un sistema GIS, y a partir de su inspección visual identificar posibles errores e inexactitudes y que acciones tomar para obtener un conjunto de datos que cumpla unos requisitos suficientes de calidad adecuado para el análisis a realizar.
- b) Validación formal de los datos en cuanto a formato, valores lógicos, dentro de los rangos del estudio, ...

Como resultado de la validación se determina el sistema de coordenadas más adecuado, se crean las clases de entidad más convenientes para representar los eventos, se proyectan al sistema de coordenadas elegido, se eliminan o corrigen los elementos de datos con carencias de geolocalización, de fecha y hora o cualquier otro atributo relevante para el estudio, se relacionan los accidentes con la red viaria, ...

La eliminación y corrección de los datos inexactos o erróneos se ha hecho con herramientas de ofimática como hojas de cálculo o editores de ficheros.

Para la preparación de los datos, ArcGIS Pro proporciona herramientas para la creación de una clase de entidad de puntos a partir de las coordenadas, para proyectar o cambiar la proyección de las capas, alineación de puntos a los arcos de una red, etc.

En primer lugar, se ha hecho una revisión de las tablas de datos de accidentes eliminando aquellos que no están correctamente geolocalizados o están fuera de los límites administrativos del municipio. También se han corregido algunos campos incorrectos como, por ejemplo, la fecha o el día de la semana. Así mismo se dejan fuera del análisis los ocurridos en vías cuya gestión está fuera de las competencias de la Guardia Urbana, como por ejemplo la mayor parte de los tramos de la Ronda Litoral (circunvalación costera B-10) o de la B-20, de titularidad del Ministerio de Transportes, Movilidad y Agenda Urbana.

Una vez depurados los datos se ha creado una clase de entidad de puntos a partir de las coordenadas de los ficheros de accidentes, que se ha proyectado en el sistema de coordenadas ETRS 1989 UTM Zona 31N.

Los pasos previos al análisis han sido:

- Descarga del fichero shp del viario urbano
- Descarga de los ficheros de accidentes de los años 2018 a 2021
- Depuración de los datos de accidentes
- Carga en ArcGIS Pro de la capa del viario de la ciudad y de los ficheros de accidentes
- Creación de una clase de entidad de puntos a partir de las coordenadas de los ficheros de accidentes 2018-2021
- Proyección de la capa de puntos al sistema de coordenadas ETRS 1989 UTM Zona 31N
- Alineación de los puntos a los tramos del viario

Por otra parte, la red viaria de Tom Tom presenta notables diferencias con la del ayuntamiento. Tiene mucho mayor desglose de tramos tanto en las plazas y rotondas como en las avenidas principales donde están segregados por sentido de la circulación, como puede apreciarse en el Anexo 6. Otra diferencia es la cobertura de ambas redes. Mientras que el Ayuntamiento no incluye las vías cuya gestión no es de competencia municipal, la de Tom Tom si, pero, sin embargo, no cubre todo el municipio al excluir los caminos y carreteras rurales en toda el área NO y un número significativo de tramos en el distrito de Ciutat-Vella.

Por otra parte, para el análisis espacial en redes con el software SANET, es necesario que se cumplan las condiciones de conectividad de la red (para cualquier par de nodos de la red deben existir un camino que los una) y de alineación de los eventos sobre la red. En consecuencia, para este análisis, hay que eliminar los tramos de red no conectados y todos los accidentes que no intercepten la red resultante. Otro problema detectado para la red Tom Tom, es que no hay datos de densidad de tráfico para algunos tramos de la red conectada, por lo que dichos tramos se deben eliminar en los análisis de correlación.

## Metodología

Los accidentes de tráfico son eventos que se producen sobre la superficie terrestre, un espacio bidimensional, y por tanto pueden geolocalizarse, es decir, expresarse en términos de coordenadas geográficas. Los sistemas GIS son programas de software que facilitan la representación, gestión y análisis de grandes conjuntos de datos georreferenciados y por lo tanto son idóneos e incluso imprescindibles para el estudio de la siniestralidad. En este trabajo se ha utilizado el sistema de información geográfica ArcGis Pro 2.9.3, pues dispone de una amplia variedad de herramientas para analizar distribuciones, patrones, procesos y relaciones espaciales.

Uno de los principales objetivos del análisis de los accidentes de tráfico es la identificación de los lugares más peligrosos (“Hazardous road locations” – HRL - o “black spots”), es decir, aquellos donde el riesgo de sufrir un accidente es mayor que en otro lugar cualquiera. La comprensión de las condiciones y circunstancias asociadas a los accidentes en estas áreas es crucial para el diseño e implementación de medidas correctoras.

### Visualización y Análisis de la distribución espacial

Para la identificación de los HRL, el primer paso es la visualización de los accidentes objeto de estudio sobre la red viaria, lo que permite identificar los posibles errores de los datos y obtener una primera aproximación a los patrones de distribución.

El siguiente paso es la identificación y cuantificación estadística de los patrones espaciales de distribución. Para ello usaremos las siguientes técnicas: la Autocorrelación Espacial, la Función de Estimación de Densidad Planar, el Análisis de puntos calientes optimizado y la Función de Estimación de Densidad en Red.

Para analizar si los accidentes objeto de estudio presentan algún patrón de distribución usamos la técnica de autocorrelación espacial mediante la herramienta *Autocorrelación espacial (I de Moran)* de ArcGIS Pro. Esta herramienta de análisis de patrones mide la correlación espacial entre las ubicaciones de los eventos y los valores de uno de sus atributos mediante la estadística I de Moran global. Se trata, pues, de analizar la autocorrelación espacial entre los puntos donde se localizan los accidentes y el número de víctimas, permitiendo evaluar si los accidentes con víctimas están agrupados, dispersos o presentan una distribución aleatoria. Como el resto de las herramientas de análisis de patrones de ArcGIS Pro esta estadística parte de la hipótesis nula de que los eventos, o sus valores asociados, presentan un patrón espacialmente aleatorio y calculan la probabilidad de que dicha hipótesis nula sea correcta o no. Como resultado de su ejecución devuelve la probabilidad,  $p$ , de que la distribución sea aleatoria. Cuando el valor  $p$  es muy pequeño se puede rechazar la hipótesis nula, pues significa que es

muy poco probable que el patrón espacial sea el resultado de procesos aleatorios. También devuelve la puntuación  $z$ , es decir, el valor del índice normalizado.

Una vez verificada la existencia de patrones de distribución de los accidentes mediante la autocorrelación espacial, continuamos nuestro análisis identificando las posibles agrupaciones o clústeres de accidentes. Para ello se hace un análisis de la densidad con la herramienta *Densidad Kernel* de ArcGIS Pro. Esta herramienta calcula la densidad de eventos de entrada generando una capa ráster con el valor de la densidad para cada celda (número de accidentes). Es una técnica de interpolación para generalizar las localizaciones de puntos a un área. Para ello calcula la densidad de puntos alrededor de cada uno de ellos dentro de un radio de búsqueda prefijado. La elección del radio de búsqueda condiciona los resultados de salida. Cuanto mayor sea, el ráster de salida será más suave y generalizado, mientras que los valores más pequeños producirán un ráster más detallado. Además del radio de búsqueda hay otros dos parámetros que determinan el resultado: el tamaño de la celda de salida (la resolución espacial de la salida), y el campo de población que actúa como peso en el cálculo. La salida representa los lugares con mayor concentración de accidentes.

Otra forma alternativa de identificar los clústeres de accidentes en ArcGIS Pro es usar las herramientas de asignación de clústeres. Estas permiten identificar puntos calientes, puntos fríos y valores atípicos espaciales estadísticamente significativos y las zonas similares.

En este trabajo se ha utilizado la herramienta *Análisis de puntos calientes optimizado*, que, a partir de la capa de accidentes, crea un mapa de puntos calientes y fríos significativos en términos estadísticos mediante el uso de la estadística  $G_i^*$  de Getis-Ord, ya que tiene la particularidad de utilizar las características de la clase de entidad de entrada para producir resultados óptimos. Para ello, agrega automáticamente datos de incidentes, identifica la escala de análisis apropiada y corrige las diversas pruebas y la dependencia espacial. Genera una capa de salida ráster que agrega para cada celda los eventos que contiene (campo *count*) así como una puntuación  $z$ , un valor  $P$  y un bin de nivel de confianza (*Gi\_Bin*) y un campo (*NNeighbors*) con el número de vecinos incluidos en los cálculos.

Aunque no requiere ningún parámetro adicional, opcionalmente permite elegir el método de agregación, en nuestro caso usamos “en una cuadrícula hexagonal” para evitar el sesgo del muestreo debido a los efectos de borde, y también un campo de análisis, así como elegir el tamaño de la celda de salida y el radio de búsqueda.

Para el estudio de la distribución de los accidentes, también es de interés la visualización y análisis de la densidad de accidentes por tramo de la red.

ArcGIS Pro nos permite crear una capa de accidentes alineados sobre la red viaria con la herramienta *Alinear (Align)* y después contar los accidentes sobre cada tramo de la red usando la herramienta *Unión espacial (Spatial Join)*. La capa resultante de la unión espacial incluye para cada tramo la variable *Join\_Count* con el número de accidentes, además de la longitud del tramo *Shape\_Length*. Una ratio de accidentes puede ser el número de accidentes por km y año de cada tramo, “*Ratio\_acc*”, que se obtiene con la formula:

$$Ratio\_acc = !Join\_Count! / (n * (!Shape\_Length!/1000))$$

siendo n el número de años de la capa de accidentes.

Sin embargo, los tramos de la red viaria tienen un rango de valores de longitud que varía desde pocos metros hasta kilómetros, lo que desvirtúa el valor de la densidad de tramo. Para superar este inconveniente, la caja de herramientas del paquete de software SANET proporciona la herramienta *Kernel density estimation* que divide cada arco de la red en unidades de tramo de igual longitud (*network cell*) y obtiene la ratio para cada uno de ellos.

Una vez obtenido la ratio de accidentes se puede visualizar en ArcGIS Pro haciendo extrusión de la capa para el campo ratio.

Como ya se ha mencionado, todas las técnicas anteriores y concretamente la KDE planar presentan limitaciones derivadas de la hipótesis de que los accidentes se distribuyen por todo el espacio bidimensional. Este hecho se puede soslayar utilizando funciones estadísticas específicas para la red, como el análisis de densidad sobre la red viaria con la herramienta NKDE de SANET.

Las entradas a la herramienta de estimación de densidad SANET son la capa de la red y la capa de puntos (accidentes), ambas en formato shp, y los parámetros radio de búsqueda (Band width), tamaño de celda de salida (Cell width) y Kernel type o método de estimación de la función K (“equal split continuous at nodes” o “equal split discontinuous at nodes”).

Como salida devuelve un fichero en formato shape de tipo línea con todos los tramos en que ha subdividido la red, cada uno de ellos con el valor su valor de densidad.

La herramienta de estimación de densidad SANET, igual que el resto de las herramientas de análisis espacial en redes incluidas en este software, requiere de dos condiciones: la primera es que la red esté conectada, es decir que se pueda establecer un camino entre cualquier par de nodos y la segunda que los eventos a analizar estén situados exactamente sobre la red. SANET proporciona herramientas de validación de ambas condiciones.

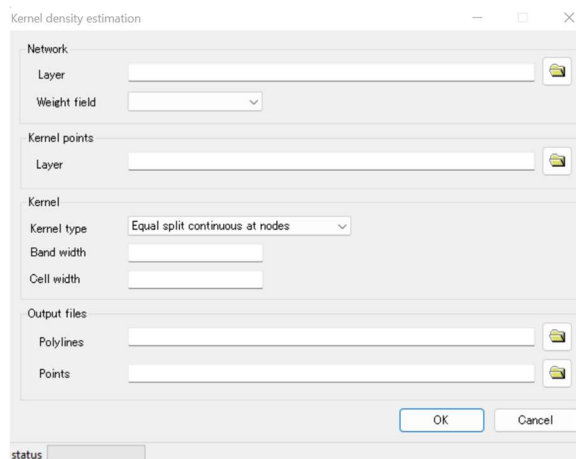


Figura 7 Parámetros de la herramienta NKDE de SANET.

### Análisis y visualización de la distribución espaciotemporal

El estudio de la siniestralidad del tráfico debe contemplar de forma conjunta la componente temporal junto con la espacial. El análisis estadístico de la componente temporal de los accidentes es de extraordinaria relevancia para su comprensión y mitigación. Obviamente, requiere la precisa y correcta identificación de la fecha y la hora en las cuales cada uno de ellos ha tenido lugar.

Permite identificar el volumen de siniestralidad del tráfico en cada tramo de tiempo, horas del día, día de la semana (festivo o laborable), mes del año y la comparación del volumen de accidentes en diferentes periodos, pudiendo conocerse su evolución.

En este trabajo se presentan de forma gráfica la evolución mensual del número de accidentes, así como su distribución por día de la semana y hora del día.

Son habituales los estudios de siniestralidad por mes del año y por hora para cada día de la semana. Estos análisis permiten relacionar la siniestralidad con otras variables como la visibilidad, las condiciones meteorológicas o algunas pautas de comportamiento sociales (restricciones a la movilidad – COVID-19 -, periodos vacacionales, horas punta laborales, ocio y consumo de alcohol o drogas, ...).

Adicionalmente, los sistemas GIS permiten combinar ambas dimensiones del análisis de forma rápida. Concretamente ArcGIS Pro ofrece la posibilidad de crear cubos espaciotemporales a partir de un conjunto de eventos o puntos localizados en el espacio y en el tiempo, con *Crear cubo de espacio-tiempo agregando puntos* y a partir de ellos analizar su evolución temporal. Para ello, previamente es necesario activar el campo “tiempo” en la capa de eventos a analizar.

Los cubos espacio temporales (Figura 8) son el resultado de la agrupación de los eventos en compartimentos o cajas (bins) espaciotemporales, cada uno de los cuales comprende los eventos dentro de un rango espacial y de un rango temporal. Los datos del cubo forman una estructura que se almacena

en formato *netCDF*. Para cada bin, se calcula el número de eventos agregados, los valores de los campos de resumen que se quieran agregar, así como la tendencia de los recuentos.

Además de la capa de accidentes de entrada, los parámetros de esta herramienta son el campo de tiempo, el intervalo de tiempo y su alineación, el intervalo de distancia, y la forma de agregación. Permite también resumir valores de campos y usar otro cubo como plantilla.

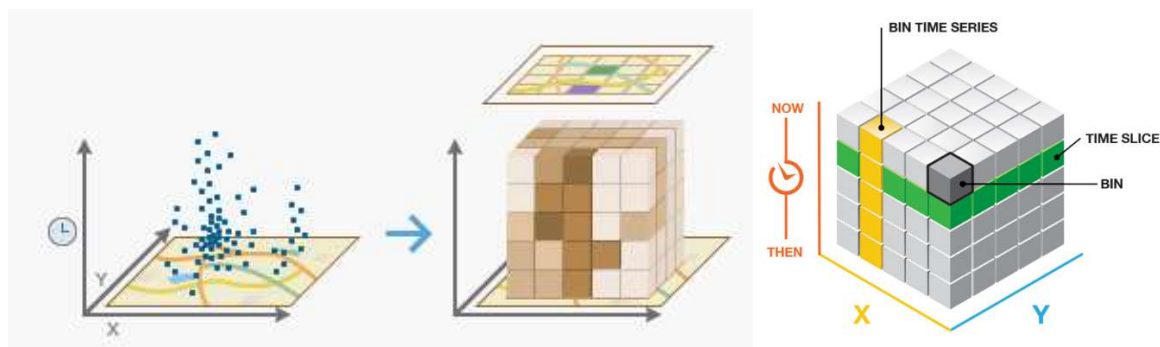


Figura 8 Crear cubo de espacio-tiempo Ilustración Fuente: ESRI.

Para la visualización de los cubos en 3D ArcGIS Pro proporciona la herramienta *Visualizar cubo de espacio-tiempo en 3D* que genera una nueva capa con la representación tridimensional del valor agregado (Variable del cubo), en nuestro caso número de accidentes.

Este trabajo presenta los resultados de la visualización de los cubos de accidentes para diferentes intervalos de tiempo. Así mismo, a modo de ejemplo de las posibilidades que ofrecen, muestra el resultado de la ejecución de dos herramientas de análisis espacio tiempo: Análisis de puntos calientes emergentes y Análisis de valores atípicos locales

ArcGIS Pro incluye otras herramientas que utilizan como entrada los cubos espaciotemporales creados para generar mapas resumen de las tendencias espacio temporales o la identificación de clústeres y valores atípicos en el contexto espacio temporal. A modo ilustrativo, usaremos el *Análisis de puntos calientes emergentes* (Figura 9), para mostrar las tendencias en el agrupamiento de densidades de puntos. En el Anexo 7 se muestran los distintos valores en que esta herramienta clasifica las áreas espaciales.

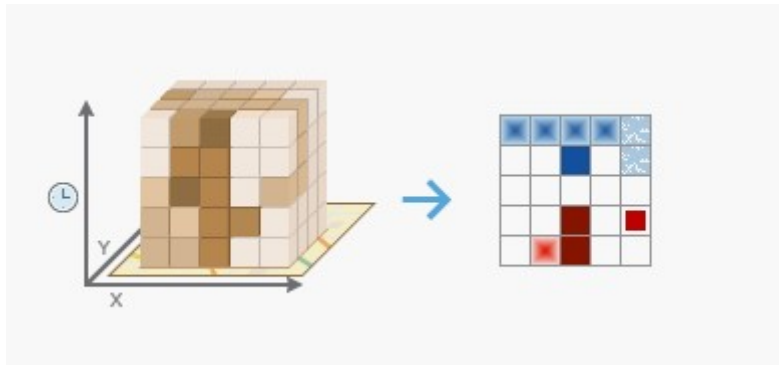


Figura 9 Análisis de puntos calientes emergentes. Fuente Esri

También, como ejemplo de la potencialidad del análisis espacio temporal, se ha usado la herramienta de *Análisis de valores atípicos locales* (Figura 10), para identificar valores atípicos y clústeres significativos estadísticamente en el contexto espacio temporal usando la estadística de I Anselin local de Moran para cada bin.

Sirve para buscar las ubicaciones de un área de estudio que han sido diferentes de sus vecinos tanto en espacio como en tiempo. La entrada es un cubo espaciotemporal y requiere una variable de análisis. Esta herramienta calcula un índice I de Moran local, un pseudo valor P y un tipo de código (CO\_TYPE) que representa el tipo de categoría del clúster o del valor atípico para cada bin estadísticamente significativo. Los valores P representan la importancia estadística de los valores de índice calculado. En el Anexo 8 se muestran las distintas categorías en las que esta herramienta clasifica las distintas celdas del área de estudio.

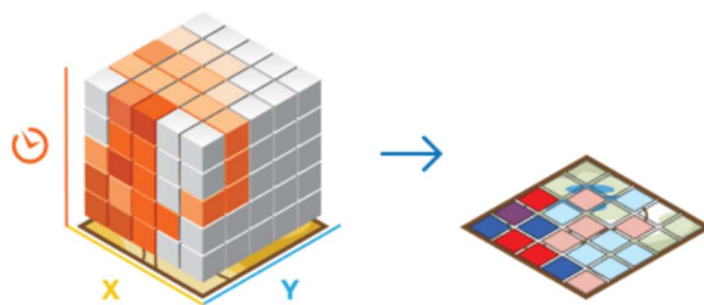


Figura 10 Análisis de valores atípicos locales. Fuente Esri

Análisis de otras variables relevantes y su relación con los accidentes.

Los accidentes de tráfico son un fenómeno estocástico o probabilístico y el riesgo de que se produzcan depende de la combinación de un elevado número de factores cuyo estudio completo es inabarcable en la práctica.

Una vez revisada la distribución espacio temporal de los accidentes, se pasa a analizar la relación con algunos de los principales factores que concurren en ellos. Para analizar y cuantificar estas relaciones, se aplican los métodos estadísticos de regresión. Se trata de medir el grado de correlación de los factores, como variables independientes, con el número de accidentes como variable dependiente. Estos análisis estadísticos no solo permiten comprender la dependencia de los accidentes de estos factores sino además elaborar modelos predictivos de gran utilidad para el diseño de medidas preventivas y de mitigación.

Algunos de los factores de riesgo que se pueden analizar de este modo son el volumen o intensidad del tráfico, la densidad de intersecciones, la velocidad media, el límite de velocidad, los usos del suelo, ...

La mayor dificultad para este análisis estriba en obtener un conjunto completo de datos para cada variable independiente que sea coherente con los datos de accidentes y con la red vial.

En este trabajo se han explorado posibles análisis de la relación de los accidentes con la intensidad de tráfico, la velocidad límite, la proximidad a las intersecciones y la jerarquía de la red vial a partir de los datos disponibles. Sin embargo, las limitaciones de los datos dificultan un análisis riguroso. No obstante, se han llevado a cabo algunas aproximaciones.

El volumen de tráfico es comúnmente aceptado como uno de los principales factores de los accidentes de tráfico. Es una obviedad que cuando no hay vehículos circulando el riesgo de accidente no existe, pero ¿cuál es la correlación precisa entre este factor y los accidentes?

La variable más utilizada para cuantificar el volumen de tráfico es la intensidad media diaria anual o IMD, que corresponde al número de vehículos que pasan por una sección viaria durante un año, dividido por 365, es decir la media diaria de la intensidad de tráfico del año.

Para medir la intensidad de tráfico en la red vial se recurre al conteo del número de vehículos que pasan por una sección dada de una vía por unidad de tiempo. Este sistema es el que suelen utilizar los organismos responsables de la gestión de la movilidad usando sensores de diferentes tipos, como espiras, cámaras de infrarrojos o cámaras de visión artificial entre otros. Las espiras o bucles electromagnéticos, son los sensores más utilizados debido a su simplicidad, coste y modo de funcionamiento.

La medición de la intensidad de tráfico es especialmente difícil en las áreas urbanas debido a la complejidad de la infraestructura viaria (calles de doble sentido, vías de servicio de las avenidas principales, microdiseño de rotondas e intersecciones, ...) cuya representación en GIS exige una simplificación de la red real y también al hecho de la capacidad limitada de los sensores para identificar todos los vehículos (solo las cámaras de visión artificial son capaces de distinguir todos los tipos de

vehículos). Además, a partir de un número reducido de puntos de observación, es prácticamente imposible extrapolar la intensidad de tráfico de cada tramo. La dificultad para la medición y predicción de la intensidad de tráfico es tal que se ha llegado a proponer estimarla usando beacons o balizas inteligentes junto a la topología de la red (Sanguesa et al, 2013).

Como alternativa, las empresas de servicios de navegación como Here, Tom Tom, Google, etc son capaces de almacenar y registrar, a partir de la información procedente de sus navegadores en los vehículos y en los teléfonos móviles inteligentes datos del número de vehículos que circulan por cada tramo, su velocidad media, tiempos invertidos en recorrer los diferentes trayectos, .... Estos datos procedentes de los navegadores, aunque solo incluyen una parte de los vehículos en circulación, son de un uso tan amplio, que permiten obtener indicadores representativos del volumen total del tráfico.

Las redes viarias usadas en los mapas de los sistemas de navegación tienen un mayor nivel de detalle de tramos e incluyen otros atributos de tramo como el sentido de la circulación, el número de carriles, la velocidad media o el límite de velocidad y una representación de las intersecciones y rotondas más segmentada y ajustada a la realidad del tráfico, mientras que la red vial del ayuntamiento es demasiado simple (las intersecciones se reducen a puntos en la mayoría de los casos, no hay desdoblamiento de tramos por sentido de la circulación, ...) ni otros atributos que se puedan correlacionar con el número de accidentes. Esto hace que estas redes sean mas adecuadas para ciertos análisis como el de regresión. Sin embargo, generalmente, estas redes de los proveedores de servicios de navegación no son de libre acceso.

Para medir la correlación entre el número de accidentes y otras variables como la intensidad del tráfico o la velocidad es necesario relacionarlas. Esto se consigue asociando a cada tramo de la red el número de accidentes junto a estos atributos.

La red de Tom Tom usada solo incluye información del volumen del tráfico y de la velocidad límite por tramo y no siempre todos los tramos, algunos correspondientes a calles principales, tienen información del volumen de tráfico. No obstante, a modo ilustrativo, se ha realizado el análisis de regresión del número de accidentes con el volumen de tráfico y la velocidad límite. ArcGIS Pro dispone de varias herramientas para el análisis de regresión agrupadas en la caja de herramientas de Modelado de relaciones espaciales: *Mínimos cuadrados ordinarios (OLS)*, *Regresión exploratoria*, *Regresión lineal generalizada (GLR)*, *Regresión ponderada geográficamente (GWR)* o *Relaciones bivariantes locales*.

En este trabajo se ha elegido la herramienta *Mínimos cuadrados ordinarios (OLS)*, que realiza una regresión lineal global de Mínimos cuadrados ordinarios (OLS), con la red vial, en la que se ha

agregado el número de accidentes por tramo, como entidad de entrada. Esto se hace fácilmente con ArcGIS Pro alineando los accidentes a la red y contándolos con la herramienta *Unión espacial*. Una vez incorporado el número de accidentes a la capa de la red, se analiza la correlación entre el número de accidentes (variable dependiente) y las variables independientes disponibles, en nuestro caso el volumen de tráfico (conteo de vehículos) y la velocidad límite de cada tramo.

Como resultado principal se obtiene un informe que incluye los coeficientes de correlación y otros indicadores estadísticos de la validez del análisis para cada variable independiente, un diagnóstico de la significancia estadística del análisis, histogramas y gráficos de dispersión para cada variable e información gráfica de los de residuales. El ajuste del modelo es una tarea compleja que requiere de un proceso iterativo.

Otra posible aproximación para ver la correlación entre el número de accidentes y la intensidad del tráfico se ha hecho con la herramienta *Estadísticas de conjunto de bandas*. Esta herramienta devuelve para cada variable un coeficiente de correlación de la relación entre las variables, además de diferentes indicadores estadísticos (validez y probabilidad de cada variable, diagnóstico y rendimiento del modelo, etc.), así como una representación gráfica de los resultados. El coeficiente de correlación puede valer entre -1 y +1. El signo indica si la relación es directa o inversa

Como entradas se usan las capas raster de las variables que se quieren relacionar. En nuestro caso se usaron una capa raster de densidad Kernel planar del número de accidentes alineados sobre la red Tom Tom y otra capa raster resultado de la estimación de densidad Kernel planar del volumen de tráfico de enero 2021 de la red de Tom Tom ambas con los mismos valores de “band width” y “cell width”. Este análisis no es muy robusto debido a que el volumen de tráfico es un valor único para cada tramo, y los tramos tienen un rango de longitud desde menos de un metro hasta más de 2 km, aunque su valor medio es de 50,67 m.

Un segundo factor relevante en el análisis de las causas de los accidentes es la proximidad a las intersecciones, por lo que ha sido estudiado por diferentes autores. Las intersecciones se definen como los puntos o lugares donde confluyen dos o más flujos de tráfico, lo que es causa de conflictos y obliga a regular las prioridades de paso, constituyendo de forma intuitiva un factor de riesgo de accidentes. En este trabajo se hará un breve análisis del número de accidentes en función de su distancia a los nodos de la red viaria del ayuntamiento.

Otro factor que puede resultar interesante es la relación del número de accidentes con la jerarquía de la red viaria. La red de Tom Tom incluye una clasificación de jerarquía como atributo de tramo, por lo que se ha elaborado un cuadro del número de accidentes en función de dicha jerarquía.

## Resultados

El análisis espacial de la distribución de accidentes empieza por la visualización de los accidentes sobre la red vial. En el Anexo 2 se representan los accidentes registrados por la Guardia Urbana de Barcelona de los años 2018 a 2021 sobre la red vial del Ayuntamiento de Barcelona.

### Análisis espacial

En primer lugar, se ha utilizado la *Autocorrelación espacial (I de Moran)* para evaluar la existencia de patrones de distribución de los accidentes. A continuación, se ha usado la *Densidad Kernel* planar para la identificación los “hotspots” y el *Análisis de puntos calientes optimizado* para crear un mapa de puntos calientes y fríos. Después se ha calculado el ratio de número de accidentes por km y año para cada tramo y finalmente se ha ejecutado la función de Densidad Kernel en Red, NKDE, de SANET.

### Autocorrelación espacial (I de Moran)

En este estudio se usa para analizar la autocorrelación espacial entre los puntos donde se localizan los accidentes y el número de víctimas, permitiendo evaluar si los accidentes con víctimas están agrupados, dispersos o presentan una distribución aleatoria.

Se ejecuto esta herramienta, con estandarización de filas, método de distancia MANHATTAN y distintos valores de umbral de distancia y de conceptualización de relaciones espaciales (INVERSE\_DISTANCE y FIXED\_DISTANCE\_BAND) obteniendo como resultado en todos los casos, valores  $p = 0$ .

En la Figura 11 se muestra la salida de la ejecución de la *Autocorrelación espacial (I de Moran)*, según la cual, se puede aceptar la hipótesis de investigación de que la distribución es concentrada, ya que el valor z es positivo.

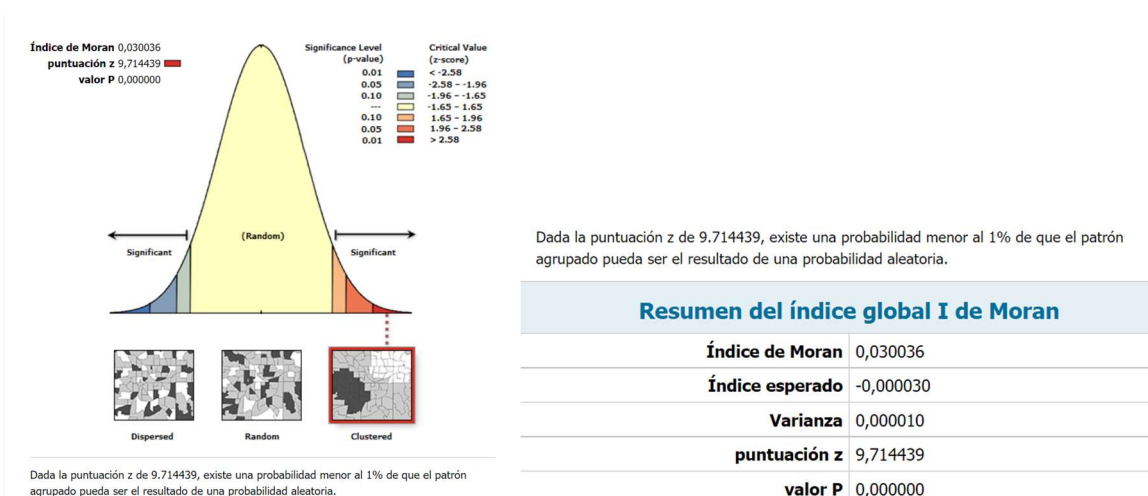


Figura 11. Resultado de la ejecución de la Autocorrelación espacial



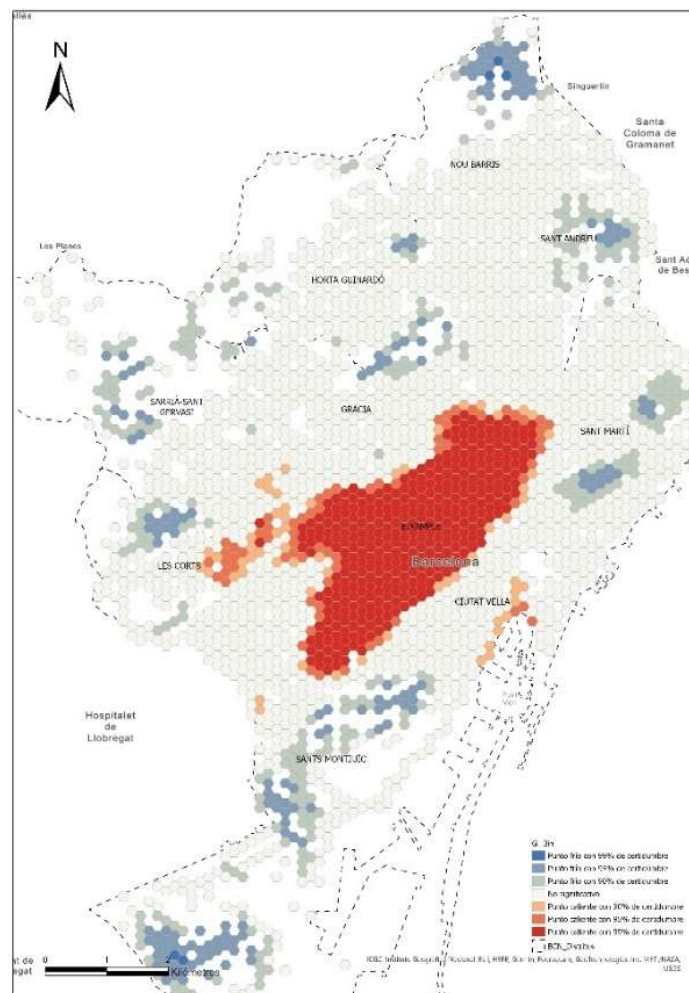
Se pueden observar claramente los “puntos calientes” principalmente en el distrito del Eixample a lo largo de la Avenida Diagonal, la Gran Vía de las Corts Catalans y la calle Aragó, que, a falta de datos de intensidad de tráfico, son posiblemente las avenidas de mayor tránsito de vehículos.

### *Análisis de puntos calientes optimizado*

Esta herramienta, a partir de la capa de puntos de accidentes, crea un mapa de puntos calientes y fríos significativos en términos estadísticos mediante el uso de la estadística  $G_i^*$  de Getis-Ord. Evalúa las características de la clase de entidad de entrada para producir resultados óptimos.

La salida es una malla hexagonal con 2.871 hexagonos de 2,217 ha de superficie, cada uno con su puntuación z, su valor p y un bin de nivel de confianza ( $G_i\_Bin$ ) además de un campo (NNeighbors) con el número de vecinos usado para el cálculo.

La ejecución de esta herramienta sin parámetros nos muestra una visión general (Figura 13).



*Figura 13 Análisis de puntos calientes optimizado.*

Para ver en mayor detalle la distribución de los puntos calientes, repetimos el ejercicio usando un tamaño de celda de salida de 50 m, con el resultado de la Figura 14. En ella se pueden apreciar con mayor detalle los resultados obtenidos con la estimación Kernel planar: Los “puntos calientes” se concentran principalmente en el distrito del Eixample a lo largo de la Avenida Diagonal, la Gran Vía de las Corts Catalans y la calle Aragó.

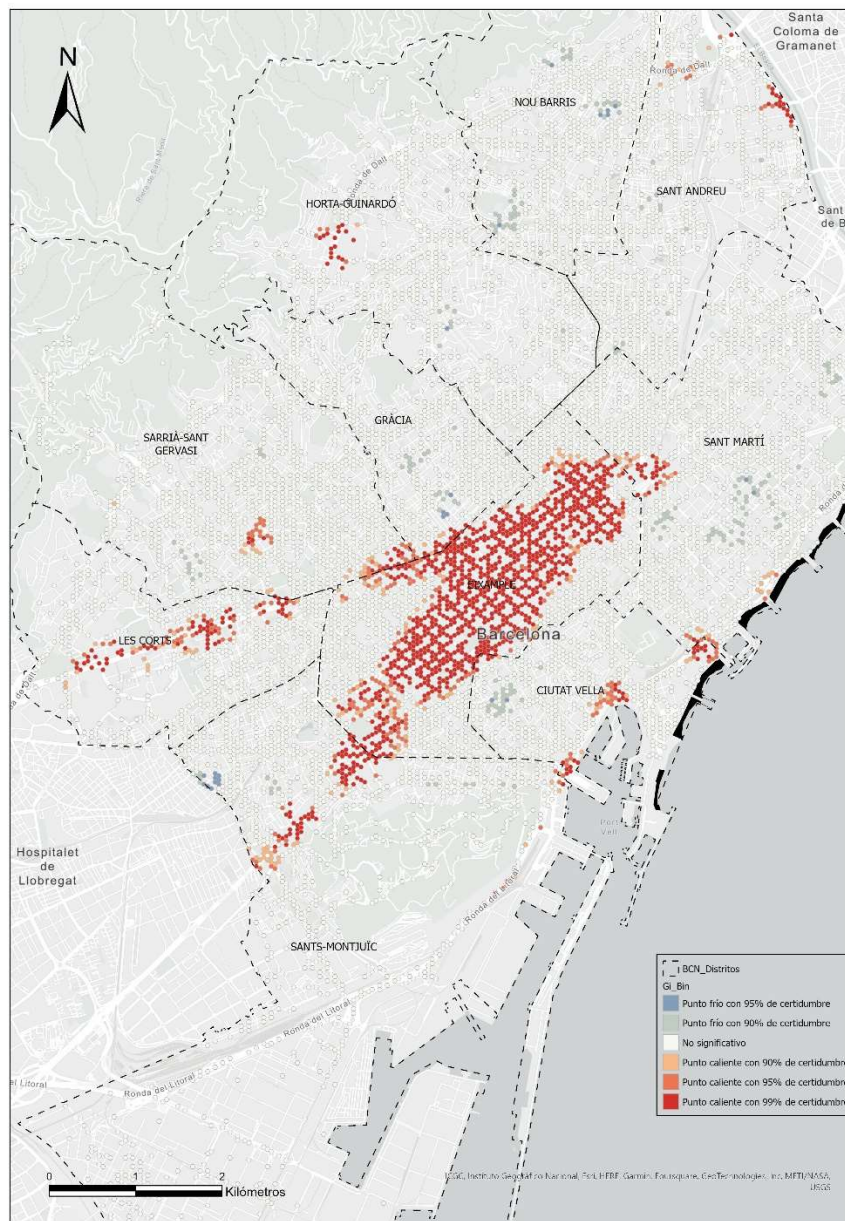


Figura 14. Análisis de puntos calientes optimizado (cell width=50).

#### Ratio de accidentes de cada tramo del viario

Se puede calcular una ratio de accidentes para cada tramo del viario como el número de accidentes dividido por km y año.

Para ello se hace la *Unión espacial* uno a uno de la capa de accidentes sobre la capa del viario manteniendo todas las variables y con la opción de correspondencia INTERSECT, para contar el número de accidentes por tramo. Se agrega una nueva variable “Ratio\_acc” a la capa resultado de la unión espacial y se calcula con la fórmula:

$$\text{Ratio\_acc} = \text{!Join\_Count!} / (4 * (\text{!Shape\_Length!}/1000))$$

Siendo *Join\_Count* el número de accidentes del tramo, 4 el número de años de nuestra capa de accidentes y *Shape\_Length* la longitud del tramo en m.

Esta ratio puede visualizarse en 3D (Se carga la capa resultante de la unión espacial en una nueva escena y se realiza la extrusión con tipo “Altura base”, campo Ratio\_acc y unidad metros).

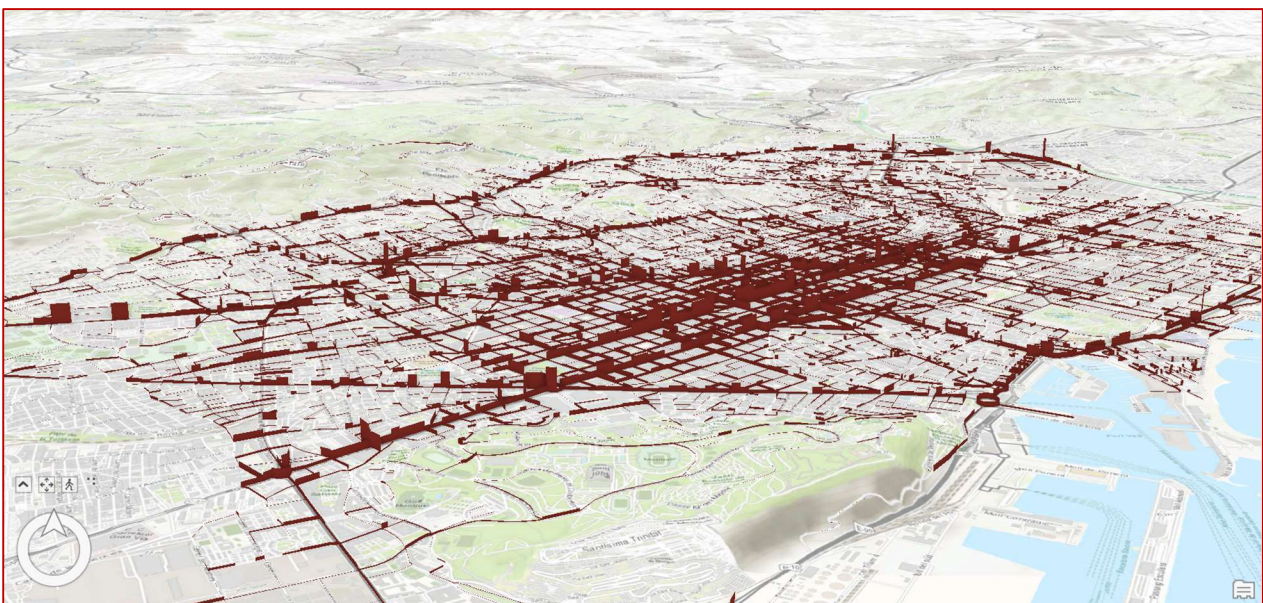


Figura 15: Barcelona – accidentes de tráfico 2018 -2021 – Ratio de accidentes por km y año

#### *Densidad Kernel en red (NKDE)*

También se han hecho varios análisis usando SANET, “Kernel density estimation” a partir de la red viaria del Ayuntamiento.

Previamente se depuraron los datos de la red eliminando todos los tramos “desconectados. y los accidentes sobre dichos tramos. La desconexión puede ser o bien por la discontinuidad producida por límites municipales o por no incluir la red las vías que no son de gestión municipal.

Al igual que con la KDE planar, los parámetros radio de búsqueda (band width), y tamaño de celda de salida determinan los resultados.

Usando la herramienta de SANET, “Kernel density estimation” con Band width =100 m y cell width=50 obtenemos el resultado de la Figura 16, donde puede verse los tramos con mayor densidad de accidentes.

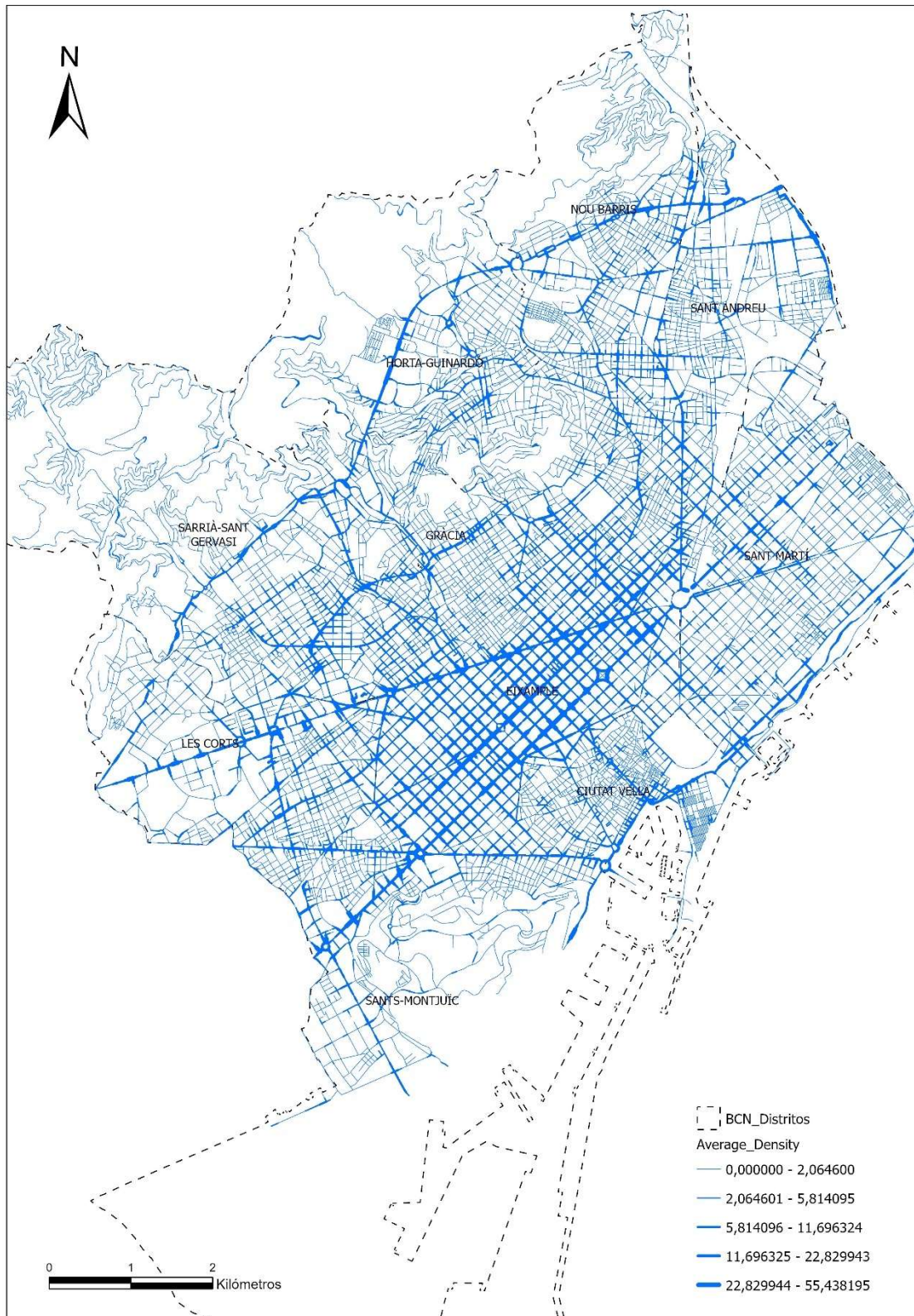
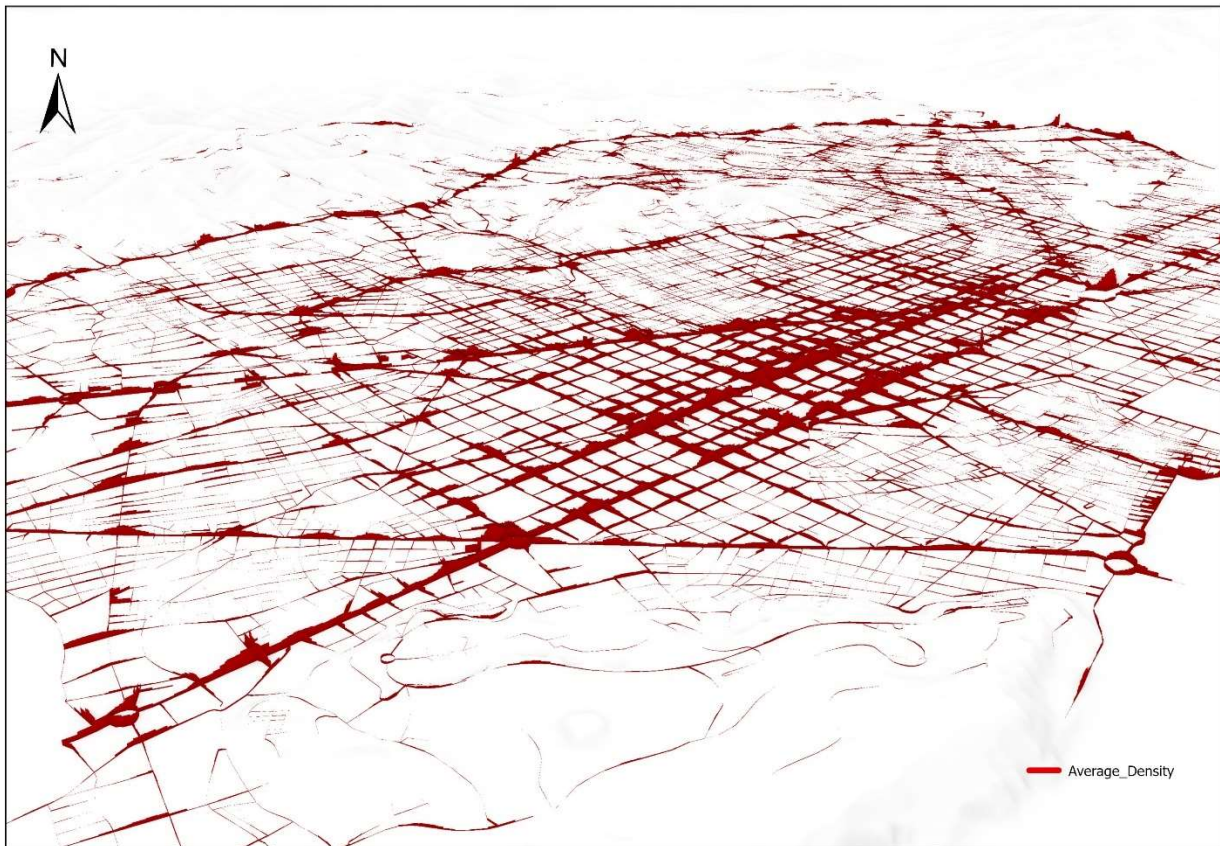


Figura 16 NKDE 2D SANET band width=100, cell width=50

Se confirma que la mayor densidad de accidentes se produce a lo largo de Avenida Diagonal, la Gran vía de las Corts Catalans y la calle Aragó especialmente en el distrito del Eixample y también, en

menor medida en las rondas de circunvalación (Ronda del Dalt y Litoral), la Ronda del General Mitre, la Avenida Paralelo y también la calle Balmes.

Para la visualización 3D de esta capa puede extruirse para la densidad media estimada de accidentes de cada tramo, como se muestra en la Figura 17



*Figura 17 NKDE 3D SANET band width=100, cell width=50*

Como resumen del análisis de la distribución espacial, la función NKDE confirma en líneas generales la distribución espacial puesta de manifiesto con las demás herramientas. No obstante, al aportar mayor granularidad del número de accidentes por tramo es la técnica más adecuada para abordar estudios de detalle. En el Anexo 9 se presenta la comparación de los resultados de las dos funciones KDE planar y NKDE para el distrito de L'Eixample.

## Análisis espacio temporal

Se presentan gráficos de la distribución temporal de los accidentes por meses, y por día de la semana y hora. También se utilizan las herramientas de análisis espacio temporal que proporciona ArcGIS PRO.

### *Distribución temporal del número de accidentes*

Lo primero que llama la atención es el efecto en el número de accidentes (y de víctimas) de las restricciones a la movilidad por la COVID-19. Así, hay un desplome muy acusado de marzo a junio 2020, y a partir de entonces, este descenso que se mantiene hasta 2021 con respecto de 2019. También es patente la caída en el mes de agosto coincidiendo con el periodo vacacional de verano. Estos hechos muestran la relación entre el número de accidentes y el volumen de tráfico que intentaremos cuantificar más adelante. El número de accidentes y de víctimas presentan perfiles muy similares (Figura 18).



Figura 18 Número de accidentes y de víctimas mensual

En cuanto a la distribución de los accidentes por horas y días de la semana (Figura 19) presenta patrones distintos entre los días laborables con tres picos horarios muy marcados de 8 a 9 horas, de 14 a 15 horas y de 18 a 19 horas y los fines de semana donde el número de accidentes durante todo el día es sensiblemente menor que en los días laborables, excepción hecha de las horas de madrugada (de 0 a 6 horas).

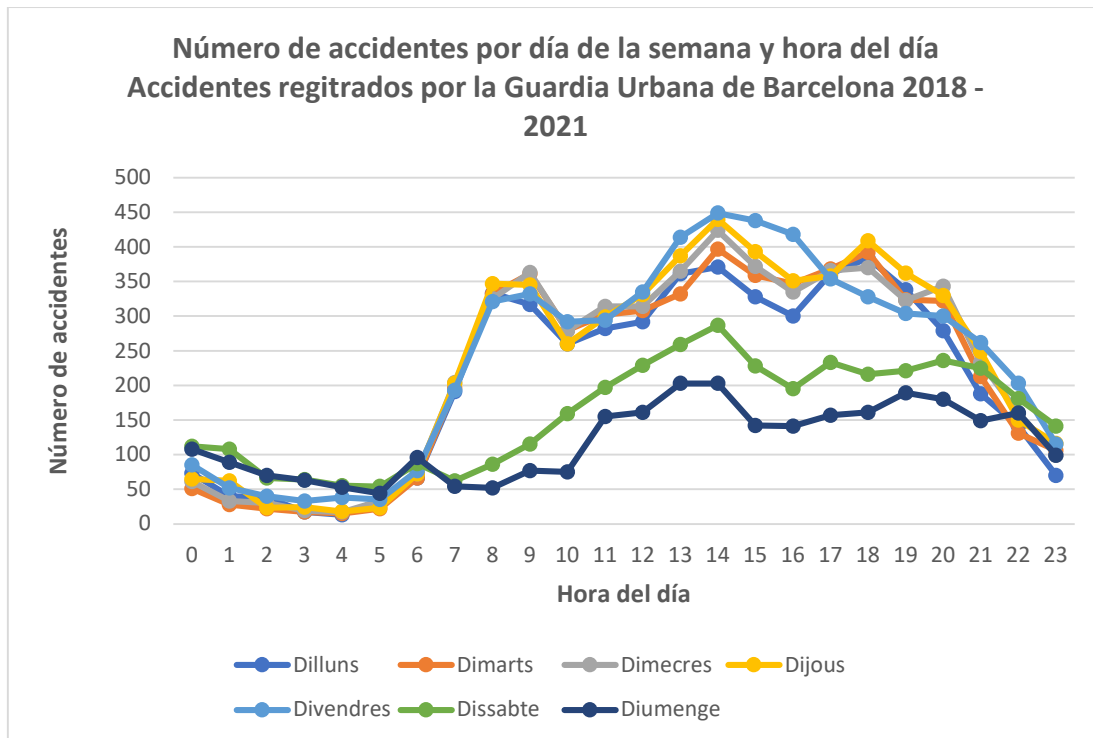


Figura 19 Número de accidentes por día de la semana y hora del día

*Análisis espaciotemporal de los accidentes de tráfico*

Una vez activado el parámetro “Tiempo” para la capa de accidentes, se crearon tres cubos espacio tiempo agregando puntos, a partir de la capa de accidentes con intervalo de distancia 500 metros, agregación HEXAGON\_GRID e intervalos de tiempo de 1 mes, 3 meses y 4 meses.

La ejecución de esta herramienta requiere muchos recursos de computación por lo que se ha usado un intervalo de distancia de 500 m. El resultado muestra solo las tendencias de estas áreas espaciales, de algo más de 21 ha cada una y sirve para mostrar tendencias generales a nivel de tamaño barrio.

Los tres cubos presentan una tendencia decreciente del número de accidentes (COUNT), variando los valores de Estadística y de Valor p de tendencia, como se muestra en la tabla de la Figura 20

Tendencia de datos general - COUNT			
Intervalo de tiempo	1 mes	3 meses	4 meses
Dirección de tendencia	Decreciente	Decreciente	No significativo
Estadística de tendencia	-3,822	-2,1161	-1,5772
Valor p de tendencia	0,0001	0,0343	0,1148

Figura 20 Resumen de las tendencias de los Cubos espacio tiempo

Según se aumenta el intervalo de tiempo disminuye el valor estadístico de la tendencia y aumenta el valor de la probabilidad, lo que significa que disminuye la significancia estadística.

En el Anexo 10 se incluye la visualización del cubo espacio tiempo para un intervalo mensual en 3D, así como el mensaje que devuelve la ejecución de la herramienta.

La tendencia general es el descenso del número de accidentes, aunque estos resultados están condicionados por las especiales circunstancias de limitación de la movilidad durante todo 2020 y parte de 2021. Sería necesario ampliar la muestra temporal para evitar la distorsión producida por las medidas para luchar contra la COVID 19.

#### *Análisis de puntos calientes emergentes*

Para analizar en mayor detalle las tendencias se ha hecho el Análisis de puntos calientes emergentes, con los resultados que se muestran en el Anexo 11. En los tres casos queda patente el aumento del número de áreas frías mientras que no hay aumento del de áreas calientes

Otro dato a destacar es la variación de los resultados con el intervalo de tiempo. A mayor intervalo de tiempo crece el número de puntos fríos “en aumento”, el numero de puntos calientes “persistentes” mientras que decrecen los puntos fríos “persistentes” y los puntos calientes en disminución y también desaparecen los puntos “oscilantes” fríos y calientes.

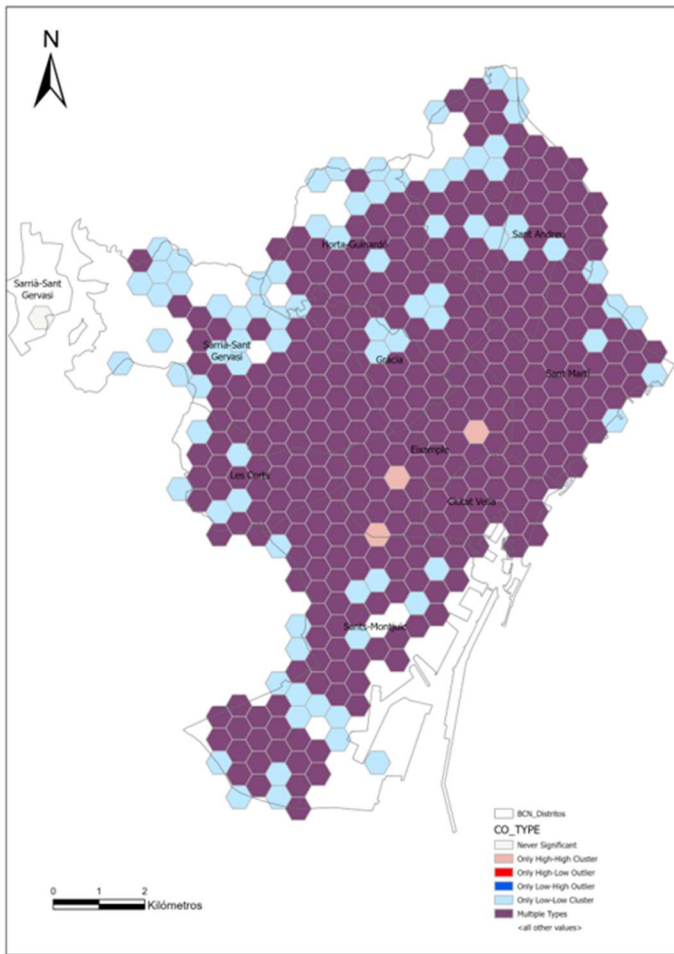
Al igual que se ha señalado para la herramienta anterior esta herramienta sirve para ver las tendencias en áreas espaciales de un tamaño considerable. También sus resultados están condicionados por las restricciones a la movilidad como consecuencia de la COVID-19.

#### *Análisis de valores atípicos locales*

Se utiliza para buscar las zonas de un área de estudio que han tenido un comportamiento diferente de sus vecinos tanto en espacio como en tiempo. Como entrada se ha usado el cubo espaciotemporal de intervalo de tiempo 1 mes. Su utilidad es ver la evolución temporal de la densidad de los accidentes en las distintas zonas en relación a sus vecinos. En este ejemplo, de las 418 zonas en que se ha subdividido el área de estudio, 333 tiene la categoría de “Tipos múltiples” y no aportan mayor información al análisis, pero se pueden identificar 3 áreas donde se mantienen valores altos de densidad de accidentes a lo largo del tiempo (alto-alto) que merecen un estudio más detallado.

La Figura 21 muestra los resultados del Análisis de valores típicos locales para el cubo espacio temporal de un mes. La granularidad de los resultados se puede aumentar reduciendo el tamaño de cada zona o intervalo de distancia del cubo espacio temporal.

**Barcelona - accidentes 2018 - 21**  
**Análisis de valores atípicos locales (Cubo 1 mes)**



Resumen de ubicación		
Categoría	Número de ubicaciones	Porcentaje de ubicaciones
Nunca significativo	1	0,24
Solo agrupación alto-alto	3	0,72
Solo valor atípico bajo-alto	0	0
Solo agrupación bajo-bajo	81	19,38
Solo valor atípico alto-bajo	0	0
Tipos múltiples	333	79,67
Cubo completo		
Todas las ubicaciones con valores atípicos:		332 de 418
Categoría	Número de bins	Porcentaje de bins
Valor atípico alto-bajo	885	4,6
Valor atípico bajo-alto	1038	5,4
Agrupación alto-alto	3358	17,46
Agrupación bajo-bajo	6619	34,42
No significativo	7328	38,11

Figura 21 Resultado de Análisis de valores típicos locales ( $t = 1$  mes)

Análisis de otras variables relevantes y su relación con los accidentes

*Intensidad del tráfico y límite de velocidad*

En primer lugar, se ha realizado el análisis de regresión del número de accidentes con el volumen de tráfico y la velocidad límite de la red de Tom Tom con la herramienta *Mínimos cuadrados ordinarios (OLS)*, cuyo informe de salida se muestra en el Anexo 12.

Como era de esperar el número de accidentes tiene una correlación positiva tanto con el volumen de tráfico como con el límite de velocidad. El coeficiente obtenido para el volumen de tráfico es de +0,000036, lo que significa que el número de accidentes aumenta en este valor por cada unidad de volumen de tráfico o hit (es decir un vehículo circulando más). El coeficiente obtenido para el límite de velocidad es de +0,004888, que significa que a menor valor del límite de velocidad menor número de accidentes en una proporción de 0,004888 accidentes menos por cada km que se reduzca la velocidad límite.

Sin embargo el ajuste del modelo es muy bajo, ya que el coeficiente de determinación (R cuadrado) es de sólo 0,104986, es decir, que el modelo (sus variables explicativas modeladas con regresión lineal) solo explica el 10 % de la variación en el número de accidentes.

Se ha realizado un segundo análisis de correlación con la herramienta *Estadísticas de conjunto de bandas*. Para ello se ha estimado la función de densidad kernel de accidentes (2018-2021) y la densidad kernel del volumen de tráfico enero 2021 de Tomtom ambos con los mismos valores de los parámetros tamaño de celda (30 m) y radio de búsqueda (50 m) y después se ha ejecutado la herramienta *Estadísticas de conjunto de bandas* para los dos rasters. La salida de la ejecución de esta herramienta se muestra en el Anexo 13:

El coeficiente de correlación resultante es de 0,37059. Los valores altos de número de accidentes y de intensidad de tráfico coinciden en algunas zonas, especialmente en la Ronda de Dalt y en la calle Aragón, pero no en otras como la Av. Diagonal. Esto quiere decir que, en general, la intensidad de tráfico, por sí misma, no explica la concentración de accidentes.

#### *Cruces o intersecciones de vías y accidentes*

La red vial Ayuntamiento se compone de 14.831 tramos con una longitud total de 1.377,4 km, y 9.483 nodos. El valor medio de la distancia de cada accidente a un nodo: 30,1 m (desviación standard: 30,8; valor mínimo 0 m; Valor máximo: 475,6 m)

Para estudiar la relación entre el número de accidentes y las intersecciones, con la herramienta de proximidad ArcGIS PRO, *Generar tabla de cercanía* se obtiene la distancia de cada accidente a su nodo más próximo (red del Ay de Barcelona) para diferentes valores de radio de búsqueda: 20 m, 25 m, 30 m, 40 m y 50 m. A partir de estas tablas sacamos el número de accidentes para cada nodo de la red y valor del radio de búsqueda. Así mismo, usando la herramienta *Zona de influencia (Buffer)*, obtenemos la longitud total del viario dentro de la zona de influencia de cada nodo para cada valor del radio de búsqueda.

Finalmente, contamos el número de accidentes cuya distancia al nodo más próximo está dentro de cada radio de búsqueda, y lo comparamos con la longitud total del viario dentro del buffer de cada radio de búsqueda. En la Figura 22 se muestra la tabla de resultados.

Aunque el número de accidentes en un radio de 50 m alrededor de una intersección represente un 78,5 % del total, el % de longitud del viario supone más de un 84% del total. Esto se explica por qué la red utilizada para este ejercicio tiene una alta densidad de nodos, como corresponde a una ciudad compacta como Barcelona, y estos resultados no nos permiten cuantificar la dependencia del número de accidentes de la proximidad a las intersecciones.

Radio de búsqueda	Nº accidentes (18-21)	% accidentes (18-21)	Long. viario (km)	% Long. viario
20 m	15.532	39,98 %	561,5	40,77 %
25 m	17.010	50,25 %	679,6	49,33 %
30 m	20.713	61,19 %	785,5	57,02 %
40 m	25.778	76,16 %	957,5	69,51 %
50 m	28.491	84,17 %	1.081,3	78,50 %

Figura 22. Tabla de número de accidentes en la proximidad de las intersecciones

En la Figura 23 se muestran los nodos con mayor número de accidentes registrados en un radio de 25m. Son 16 nodos en total, de los cuales 10 de ellos se encuentran dentro del distrito de L'Eixample y 8 sobre la Avenida Diagonal. Vemos que estos nodos se corresponden con los clústeres y tramos principales obtenidos en el análisis espacial previo.

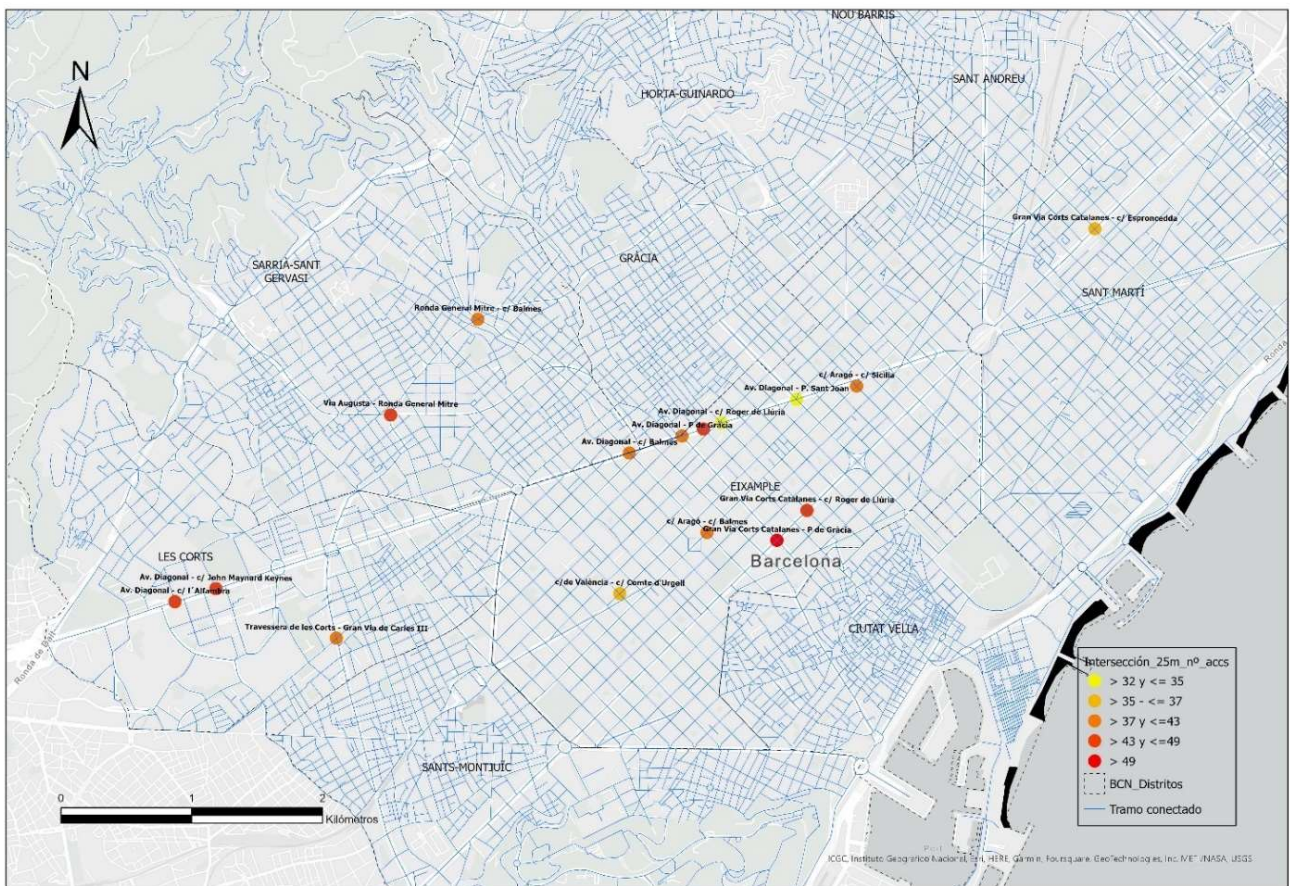
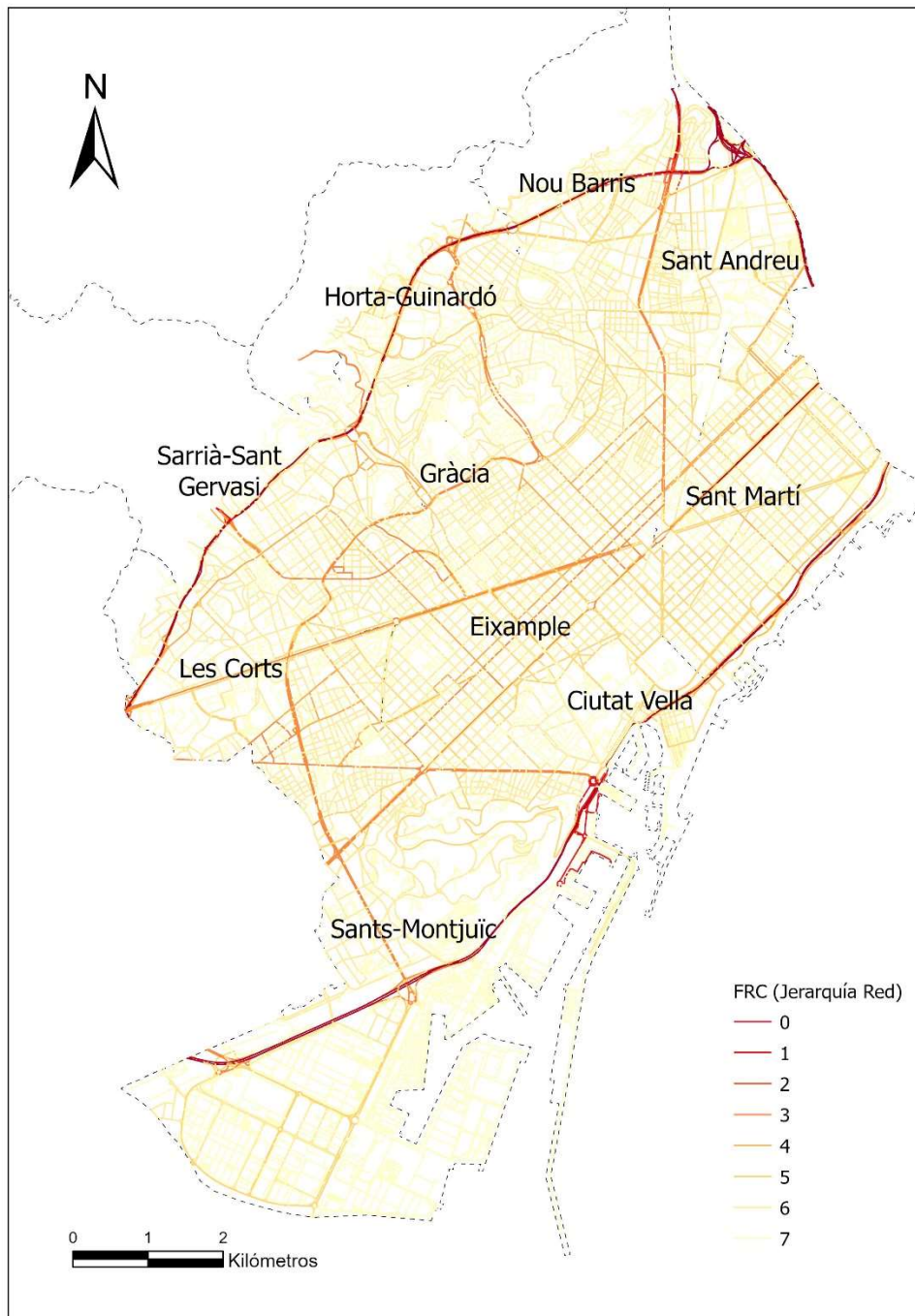


Figura 23 Intersecciones con más de 32 accidentes en un radio de 25 m.

*Número de accidentes por jerarquía de la red viaria.*

Para completar el análisis de la relación entre el número de accidentes y el volumen de tráfico se ha realizado un ejercicio para obtener el porcentaje de accidentes por km en función de la jerarquía de la red viaria. En la red de TomTom las vías están clasificadas en 8 jerarquías, donde el valor 0 corresponde a las de máxima jerarquía (Rondas y autopistas) y el valor 7, a las de menor jerarquía (Figura 24)



*Figura 24. Jerarquía de la Red de Tom Tom.*

Los resultados de la Figura 25 muestran que a mayor nivel de jerarquía de la vía, la ratio de número de accidentes por km y año es mayor.

<b>Jerarquía</b>	<b>Nº de tramos</b>	<b>Longitud (m)</b>	<b>Nº accidentes registrados</b>	<b>Hits (Nº de vehículos registrados)</b>	<b>Nº vehículos registrados por km</b>	<b>Nº accidentes por km y año</b>
FRC <= 2	1.435	90.466	4.322	122.097.118	1.349.641	11,94
2 < FRC <= 5	9.519	425.034	15.210	203.747.157	479.366	8,95
5 < FRC	35.071	1.837.471	20.176	89.739.777	48.839	2,75

*Figura 25. Número de accidentes por nivel de jerarquía de la red viaria.*

## Conclusiones

Los accidentes de tráfico son una de las principales externalidades de la movilidad urbana y tienen un coste humano y económico muy importante, por lo que desde hace décadas se estudian con el fin de reducir su número, su gravedad y mitigar sus efectos. Constituyen un fenómeno de gran complejidad debido a la multiplicidad de factores que concurren en ellos.

Son eventos que se localizan en el espacio y en el tiempo, por lo que los sistemas GIS se han convertido en una herramienta imprescindible para su análisis. Las herramientas GIS de análisis espacial y espaciotemporal permiten visualizar y entender la distribución y patrones que presentan los accidentes en los entornos urbanos y profundizar en la comprensión de sus causas. Requieren disponer de una representación de la red viaria ajustada a la realidad geográfica, y la correcta geolocalización sobre ella de los accidentes y sus atributos. Los accidentes se producen sobre la red vial, por lo que los estudios, técnicas y herramientas de software específicos para el análisis de eventos sobre redes son idóneos para el estudio de los accidentes de tráfico. El análisis temporal del número de accidentes es muy importante para el diagnóstico ya que se puede combinar el estudio por periodo de tiempo (hora del día, día de la semana, tipo de día, mes,...) con otras variables.

El análisis de los accidentes se puede complementar incluyendo otras variables relativas a las circunstancias en las que se producen (de movilidad, demográficas, socioeconómicas, ...). Las herramientas de estadística espacial permiten examinar, integrar y cuantificar las relaciones de los accidentes con estas variables. El análisis de regresión lineal sirve para modelar las relaciones de los accidentes con las variables relacionadas, permitiendo identificar los factores clave que influyen en la siniestralidad e, incluso, hacer predicciones.

El gran desarrollo de la tecnología GIS en los últimos años hace posible abordar investigaciones cada vez más complejas.

Para el éxito del análisis es crítico disponer de datos adecuados y precisos de la red, de los accidentes y de las variables relacionadas. La calidad de los datos es fundamental, por lo que es necesario un gran esfuerzo para su validación, preparación, depuración e integración. En numerosas ocasiones los datos presentan limitaciones que pueden hacer cuestionables o incluso inviables los análisis propuestos.

El estudio de los accidentes de tráfico, dada la gran cantidad de factores de todo tipo que influyen en ellos, requiere un examen detallado de cada caso de estudio, y sus resultados no pueden extrapolarse a otro lugar sin un análisis comparativo previo de las condiciones y factores de cada uno de los casos (población, red vial, parque móvil, educación,...).

La popularización y uso masivo de los sistemas de navegación GPS, en el contexto del Big Data, abre la puerta a los investigadores a una innumerable cantidad de datos de movilidad de gran relevancia para el análisis de la siniestralidad del tráfico.

Como resumen general, el análisis de los accidentes de tráfico con sistemas GIS contribuye a mejorar el conocimiento de las tendencias espaciales y temporales de los accidentes de tráfico urbano y las circunstancias en las que se producen y es la base para un diagnóstico preciso y para el diseño y monitorización de medidas y estrategias de prevención y mitigación.

En cuanto al caso de estudio, el Ayuntamiento de Barcelona dispone de una base de datos de accidentes muy detallada, con gran riqueza de atributos y sin apenas errores, perfecta para su análisis. Tiene datos desde 2010 y se actualiza anualmente. Sin embargo, su red vial de acceso libre es demasiado esquemática y no incluye otras variables relacionadas relevantes para el análisis, lo que limita sus posibilidades.

Como alternativa a la red del ayuntamiento, los sistemas de mapas de los navegadores (Tom Tom, Here, Google, ...) disponen de redes viarias de mayor detalle y precisión y que incluyen los factores principales para el análisis de los accidentes: volumen de tráfico, límites de velocidad, velocidad media, numero de carriles, sentido de circulación,... Sin embargo, los datos de estas redes no son abiertos.

En Barcelona, los accidentes se concentran principalmente en el distrito de L'Eixample, aunque también se localizan puntos calientes en las confluencias con la red estatal (B10 y B20) y en otros puntos sobre las vías de mayor jerarquía. Para reducir la siniestralidad general de la ciudad se debería completar el análisis con estudios particulares de estas zonas calientes. Por otra parte, aunque el análisis temporal muestra una tendencia general ligeramente descendente del número de accidentes y de víctimas, es muy relevante el impacto de las restricciones a la movilidad derivadas de la pandemia de COVID-19 en 2020 y 2021. Por lo tanto, sería interesante ampliar el periodo de estudio para confirmarla.

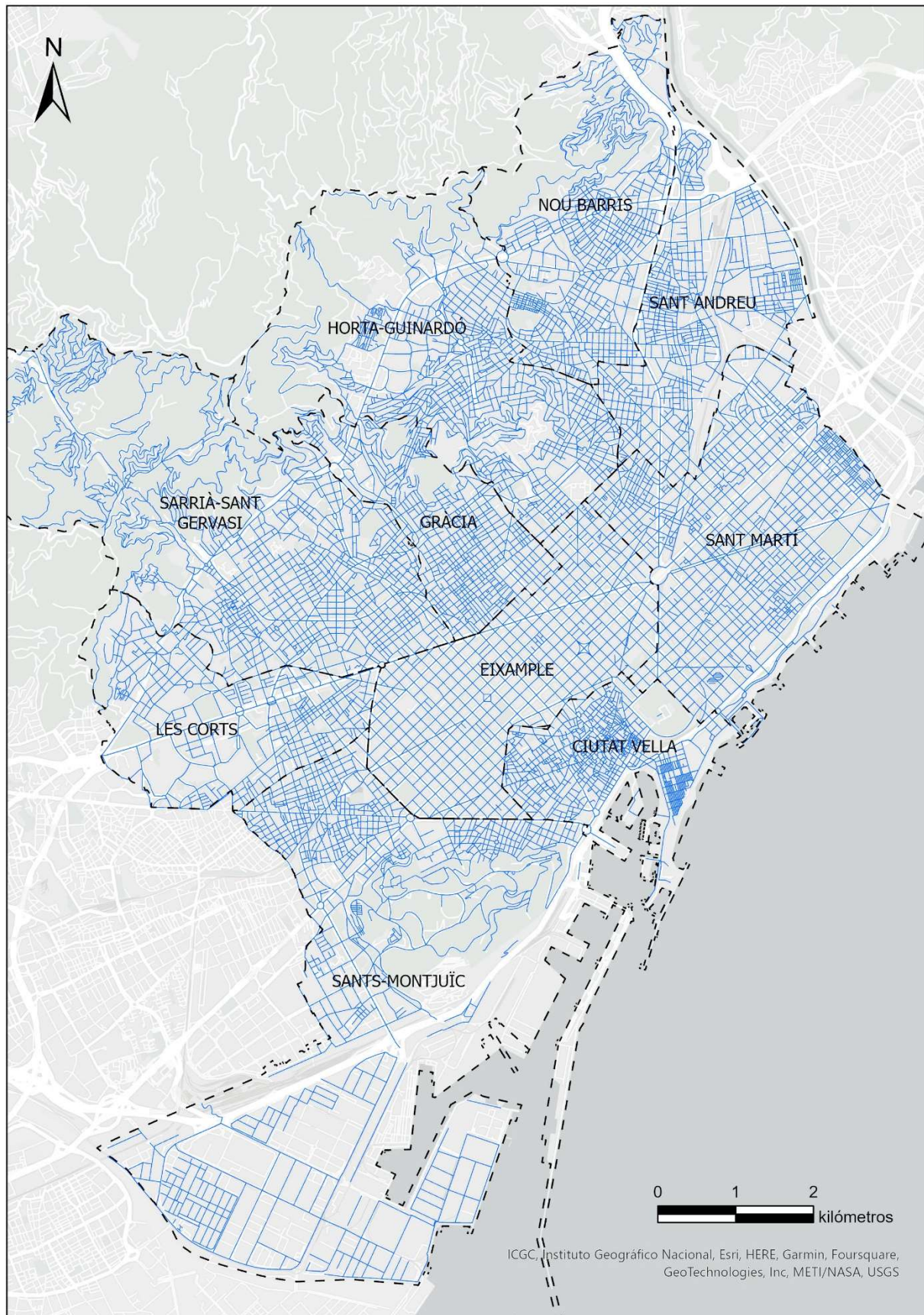
## Referencias

1. Andreu, M (2021) Los cruces de calles con más accidentes de Barcelona. La Vanguardia. <https://www.lavanguardia.com/motor/actualidad/20210727/7515951/que-calles-cruces-mas-accidentes-barcelona.html>
2. Anselin, L. (1995). Local indicators of spatial association—LISA. *Geographical analysis*, 27(2), 93-115. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x>
3. ArcGIS. <https://desktop.arcgis.com/es/analytics/case-studies/analyzing-crashes-1-overview.htm>
4. ArcGIS Pro. Referencia de la herramienta de geoprocésamiento de ArcGIS Pro. <https://pro.arcgis.com/es/pro-app/2.8/tool-reference/main/arcgis-pro-tool-reference.htm>
5. Ayuntamiento de Barcelona - Open Data BCN <https://opendata-ajuntament.barcelona.cat/>
6. Ayuntamiento de Barcelona - Carto BCN. <https://w20.bcn.cat/cartobcn/>
7. Ayuntamiento de Barcelona (www.barcelona.cat). Menos víctimas mortales en siniestros de tráfico durante el 2021. [https://www.barcelona.cat/infobarcelona/es/tema/seguridad-y-prevencion/menos-victimas-mortales-en-siniestros-de-trafico-durante-el-2021\\_1147674.html](https://www.barcelona.cat/infobarcelona/es/tema/seguridad-y-prevencion/menos-victimas-mortales-en-siniestros-de-trafico-durante-el-2021_1147674.html)
8. Ayuntamiento de Barcelona (www.barcelona.cat). Balance de siniestralidad en Barcelona en el 2020. [https://www.barcelona.cat/infobarcelona/es/tema/seguridad-y-prevencion/balance-de-siniestralidad-en-barcelona-en-el-2020\\_1042901.html](https://www.barcelona.cat/infobarcelona/es/tema/seguridad-y-prevencion/balance-de-siniestralidad-en-barcelona-en-el-2020_1042901.html)
9. Ayuntamiento de Barcelona (www.barcelona.cat). Balance de la accidentalidad en Barcelona en el 2019. [https://www.barcelona.cat/infobarcelona/es/tema/seguridad-y-prevencion/balance-de-la-accidentalidad-en-barcelona-en-el-2019\\_908181.html](https://www.barcelona.cat/infobarcelona/es/tema/seguridad-y-prevencion/balance-de-la-accidentalidad-en-barcelona-en-el-2019_908181.html) (consultado 11/03/2022).
10. Ayuntamiento de Barcelona (www.barcelona.cat). Descenso de la siniestralidad vial en Barcelona en 2018. [https://ajuntament.barcelona.cat/relacionsinternacionalsicooperacio/ca/noticia/descens-de-la-siniestralitat-viaria-a-barcelona-al-2018\\_815411](https://ajuntament.barcelona.cat/relacionsinternacionalsicooperacio/ca/noticia/descens-de-la-siniestralitat-viaria-a-barcelona-al-2018_815411)
11. Ayuntamiento de Barcelona(www.barcelona.cat). Estadística i Difusió de Dades. Movilidad-Circulación. [https://ajuntament.barcelona.cat/estadistica/castella/Estadistiques\\_per\\_temes/Transport\\_i\\_mobilitat/Mobilitat/index.htm](https://ajuntament.barcelona.cat/estadistica/castella/Estadistiques_per_temes/Transport_i_mobilitat/Mobilitat/index.htm)
12. Bassani, M., Rossetti, L., Catani, L. (2020). Spatial analysis of road crashes involving vulnerable road users in support of road safety management strategies. *Transportation Research Procedia*, Volume 45, 2020, pp. 394-401, ISSN 2352-1465, <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2020.03.031>
13. Benedek, J., Ciobanu, S.M., Man, T, C. (2016) Hotspots and social background of urban traffic crashes: A case study in Cluj-Napoca (Romania), *Accident Analysis & Prevention*, Volume 87, 2016, Pages 117-126, , <https://doi.org/10.1016/j.aap.2015.11.026>.
14. Briz-Redón et al (2019) Spatial analysis of traffic accidents near and between road intersections in a directed linear network, *Accident Analysis & Prevention*, Volume 132, 2019, <https://doi.org/10.1016/j.aap.2019.07.028>
15. Erdogan et. al (2008) Geographical information systems aided traffic accident analysis system case study: city of Afyonkarahisar. *Accident Analysis & Prevention*, Volume 40, Issue 1, January 2008, Pages 174-181. <https://doi.org/10.1016/j.aap.2007.05.004>
16. Erdogan et. al (2015). Temporal statistic of traffic accidents in Turkey. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*, 2. <https://doi.org/10.5194/isprsannals-II-2-W2-117-2015>
17. González Gómez, K.; Rodríguez-Solano Suárez, R. y Castro Malpica, M. (2018). Integración de datos geoespaciales en estudios estadísticos de accidentalidad. En: "XVIII Congreso nacional de tecnologías de la información geográfica-TIG", 20-22 junio 2018, Valencia, España. ISBN 978-84-9133-146-9. pp. 614-624. <https://oa.upm.es/57740/>
18. Kaygisiz O., Düzgün S. Yildiz A., Senbil M. (2017) Spatio-temporal accident analysis for accident prevention in relation to behavioural factors in driving: The case of South Anatolian Motorway. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour* Volume 33, August 2015, Pages 128-140. <https://doi.org/10.1016/j.trf.2015.07.002>
19. La Vanguardia (2022). Barcelona reduce y controla la velocidad para lograr una ciudad con cero accidentes. <https://www.lavanguardia.com/especial/local/20220408/20220408-reducir-controlar-velocidad-salva-vidas-ajuntament-brl/index.html>
20. Lakshmi,S., L.; Srikanth, I., Arockiasamy, M. (2019) Identification of Traffic Accident Hotspots using Geographical Information System (GIS). *International Journal of Engineering and Advanced Technology (IJEAT)* ISSN: 2249-8958 (Online), Volume-9 Issue-2, December 2019. <https://www.ijeat.org/wp-content/uploads/papers/v9i2/B3848129219.pdf>
21. Li, Y. et al (2020). Analyzing traffic violation behavior at urban intersections: A spatio-temporal kernel density estimation approach using automated enforcement system data. *Accident Analysis & Prevention*, Volume 141, April 2020. <https://doi.org/10.1016/j.aap.2020.105509>
22. Loo, B. P.Y., Anderson, T. K. (2015), *Spatial Analysis Methods of Road Traffic Collisions*, CRC Press, <https://www.routledgehandbooks.com/doi/10.1201/b18937-4>, (consultado el 08 de abril de2022).
23. Mesquitela, J. et al., (2022) Data Analytics Process over Road Accidents Data—A Case Study of Lisbon City. *ISPRS International Journal of Geo-Information*. 2022, 11, 143. <https://doi.org/10.3390/ijgi11020143>
24. Okabe, A. and Yamada, I. (2001) The K -function method on a network and its computational implementation. *Geographical Analysis*, 33 (3), 271– 290. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.2001.tb00448.x>
25. Okabe, A. et al (2009), A kernel density estimation method for networks, its computational method and a GIS-based tool. *International Journal of Geographical Information Science*, Volume 23, pp. 7-32. <https://doi.org/10.1080/13658810802475491>
26. Okabe, A., Sugihara, K. (2012). *Spatial Analysis along Networks: Statistical and Computational Methods*. John Wiley& Sons, Chichester, UK, <https://ebookcentral.proquest.com/lib/universidadcomplutense-ebooks/reader.action?docID=945114>.

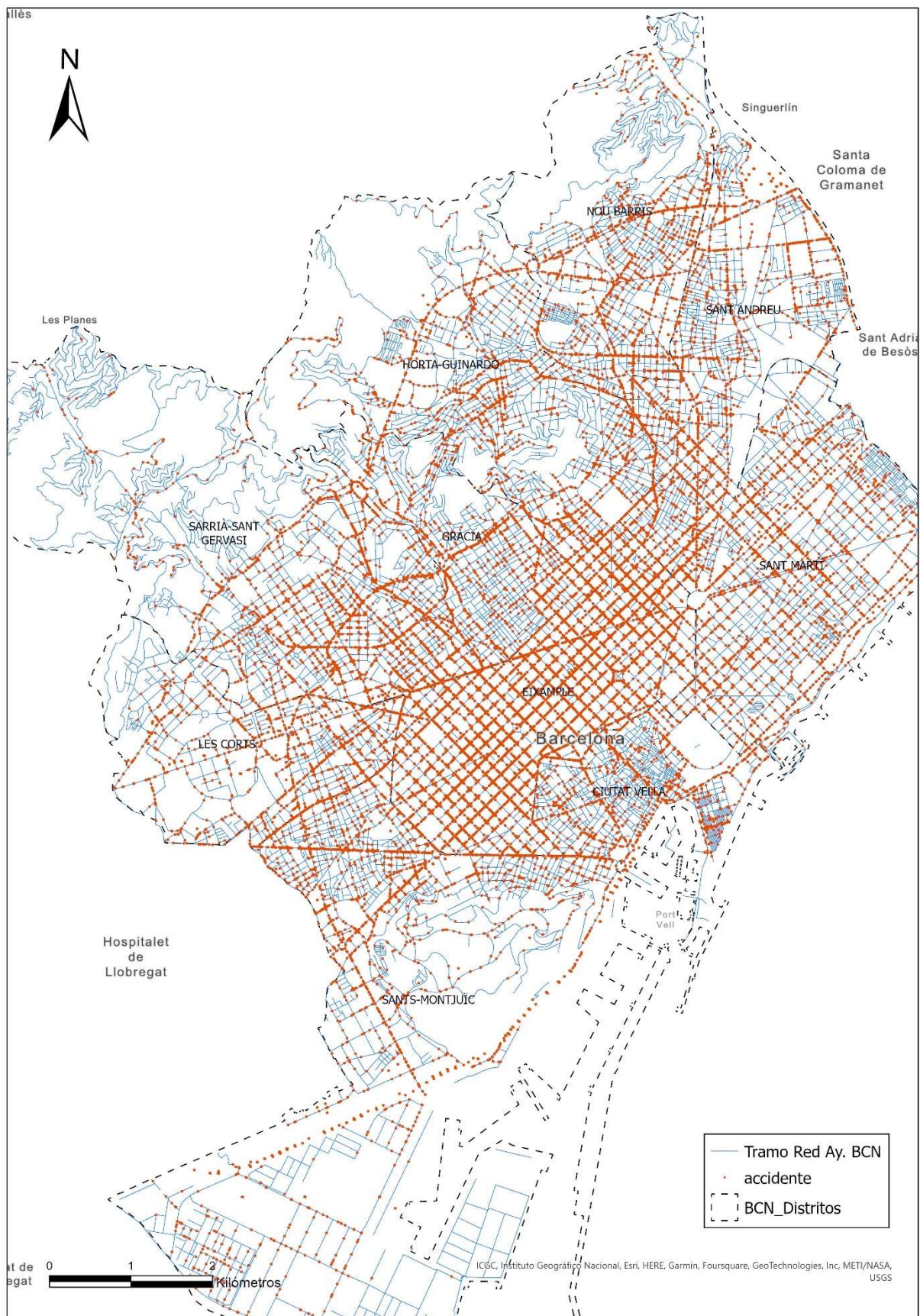
27. SANET Spatial Analysis along Networks. <http://sanet.csis.u-tokyo.ac.jp/> (consultado el 12 de mayo de 2022)
28. Sanguesa J.A. et al (2013) An Infrastructureless Approach to Estimate Vehicular Density in Urban Environments. *Sensors* 2013, 13(2), 2399-2418; <https://doi.org/10.3390/s130202399>
29. Santos, S. R. dos, Davis Jr., C. A., & Smarzaro, R. (2017). Analyzing Traffic Accidents based on the Integration of Official and Crowdsourced Data. *Journal of Information and Data Management*, 8(1), 67. <https://doi.org/10.5753/jidm.2017.1607> (<https://sol.sbc.org.br/journals/index.php/jidm/article/view/1607>)
30. Shafabakhsh, G., Famili, A., Bahadori, M. (2017) GIS-based spatial analysis of urban traffic accidents: Case study in Mashhad, Iran. *Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition)* Volume 4, Issue 3, June 2017, Pages 290-299. <https://doi.org/10.1016/j.jtte.2017.05.005>
31. Parlamento Europeo. Estadísticas sobre la mortalidad en las carreteras europeas (infografía) <https://www.europarl.europa.eu/news/es/headlines/society/20190410STO36615/estadisticas-sobre-la-mortalidad-en-las-carreteras-europeas-infografia>
32. Satria, Romi (2020). Spatial Analysis of Traffic Accidents using GIS: the Case of Banda Aceh, Indonesia. Tesis (Doctoral), E.T.S.I. Caminos, Canales y Puertos (UPM). <https://doi.org/10.20868/UPM.thesis.62778>.
33. Tom Tom Move Traffic Stats. <https://ts.tomtom.com/reports>
34. Unión Europea. Road Safety Observatory Annual statistical report on road safety in the EU 2020. [https://ec.europa.eu/transport/road\\_safety/statistics-and-analysis/data-and-analysis/annual-statistical-report\\_en](https://ec.europa.eu/transport/road_safety/statistics-and-analysis/data-and-analysis/annual-statistical-report_en)
35. World Health Organization (2021) Traumatismos causados por el tránsito. <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/road-traffic-injuries> (consultado el 2 de abril de 2022)
36. World Health Organization (2020) The Power of Cities: Tackling Non-Communicable Diseases and Road Traffic Injuries. <https://www.who.int/ncds/publications/tackling-ncds-in-cities/en/> (consultado el 2 de abril de 2022)
37. Xie, Z, Yan, J. (2008) Kernel density estimation of traffic accidents in a network space. *Computers, Environment and Urban Systems*, 32, pp. 396–406 <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0198971508000318>
38. Xie, Z, Yan, J. (2013) Detecting traffic accident clusters with network kernel density estimation and local spatial statistics: an integrated approach, *Journal of Transport Geography*, Volume 31, 2013, pp 64-71, <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2013.05.009>
39. Yamada, I. and Thill, J.-C. (2004) Comparison of planar and network K -functions in traffic accident analysis. *Journal of Transport Geography*, 12, 149– 158. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2003.10.006>
40. Yamada, I. and Thill, J.-C. (2007) Local indicators of network-constrained clusters in spatial point patterns. *Geographical Analysis*, 39, 268– 292. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.2007.00704.x>
41. Yamada, I. and Thill, J.-C. (2010) Local indicators of network-constrained clusters in spatial patterns represented by a link attribute. *Annals of the Association of American Geographers*, 100 (2), 269– 285. <https://doi.org/10.1080/00045600903550337>

# Anexos

Anexo 1. Barcelona: Red viaria Ayuntamiento de Barcelona



## Anexo 2. Accidentes 2018 -2021 sobre la red viaria del Ayuntamiento de Barcelona



Anexo 3. Descripción de registro del fichero “Accidentes gestionados por la Guardia Urbana en la ciudad de Barcelona”

<b>Campo</b>	<b>Descripción</b>
<b>01.Numero_expedient</b>	Número identificatiu de l'expedient
<b>02.Codi_districte</b>	Codi del districte
<b>03.Nom_districte</b>	Nom del districte
<b>04.Codi_barri</b>	Codi del barri
<b>05.Nom_barri</b>	Nom del barri
<b>06.Codi_carrer</b>	Codi del carrer
<b>07.Num_postal_caption</b>	Número postal
<b>08.Descripcio_dia_setmana</b>	Nom del dia de la setmana
<b>09.Dia_setmana</b>	Diminutiu del dia de la setmana (Fins l'any 2020)
<b>10.Descripcio_tipus_dia</b>	Tipus de dia (Fins l'any 2020)
<b>11.NK_Any</b>	Any
<b>12.Mes_any</b>	Mes de l'any
<b>13.Nom_mes</b>	Nom del mes
<b>14.Dia_mes</b>	Dia del mes
<b>15.Hora_dia</b>	Hora del dia
<b>16.Descripcio_torn</b>	Tipus del torn (matí, tarda, nit)
<b>17.Descripcio_causa_vianant</b>	Tipus de causalitat de l'accident
<b>18.Numero_morts</b>	Nombre de morts
<b>19.Numero_lesionats_lleus</b>	Número de lesionats lleus
<b>20.Numero_lesionats_greus</b>	Número de lesionats greus
<b>21.Numero_victimes</b>	Número de víctimes implicades
<b>22.Numero_vehicles_implicats</b>	Número de vehicles implicats
<b>23.Coordenada_UTM_X_ED50</b>	Coordenada X en format UTM (ED50)
<b>24.Coordenada_UTM_Y_ED50</b>	Coordenada Y en format UTM (ED50)
<b>25.Longitud_WGS84</b>	Longitud
<b>26.Latitud_WGS84</b>	Latitud

#### Anexo 4. Registro de los ficheros de “aforaments” del Ayuntamiento de Barcelona

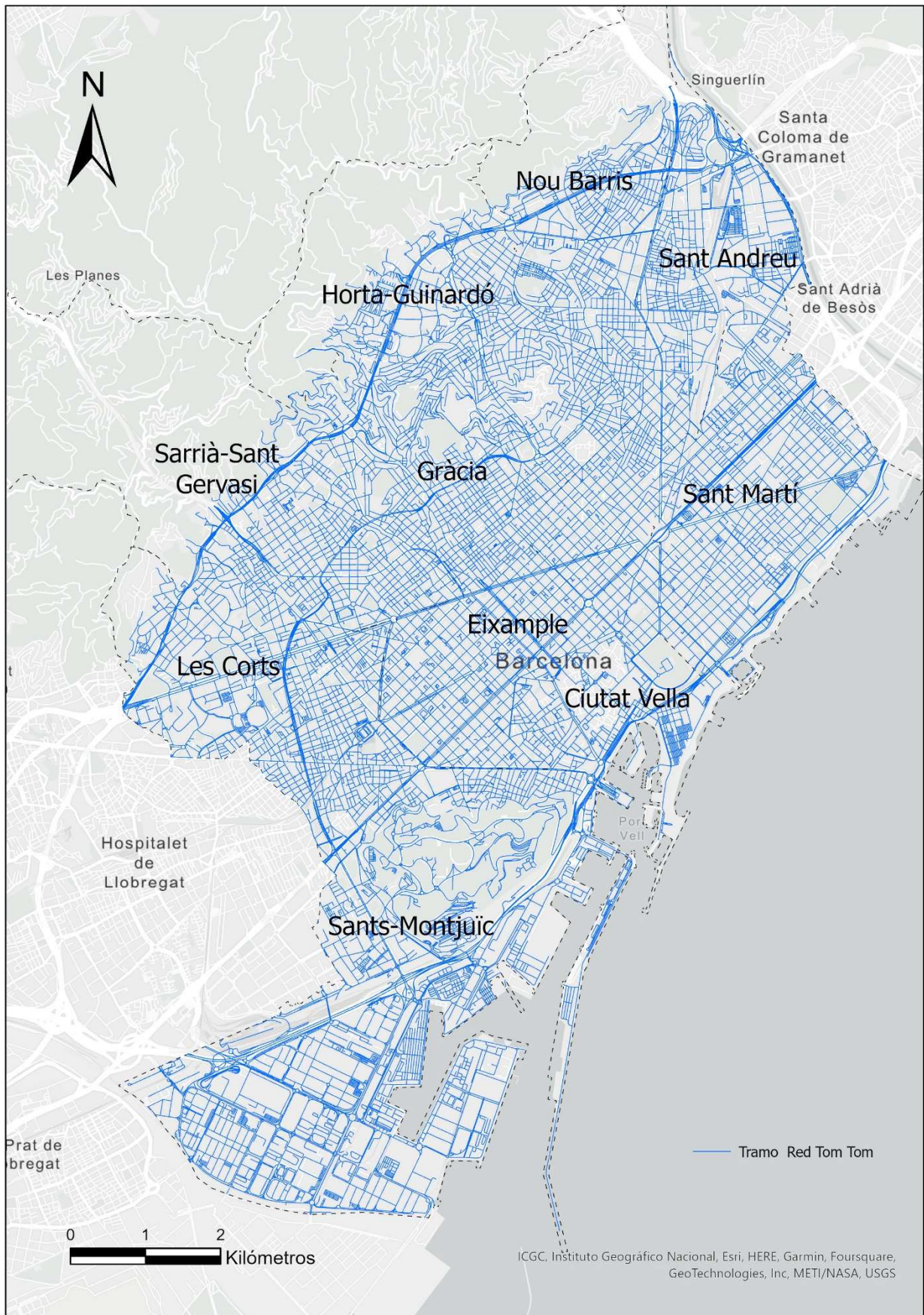
##### Equipamientos de medida de aforo de movilidad de la ciudad de Barcelona:

Campo	Descripción
01.Id_aforament	Codi identificador de l'aforament
02.Desc_aforament	Ubicació de l'aforament
03.Codi_tipus_aforament	Codi del tipus d'aforament
04.Desc_tipus_aforament	Descripció del tipus d'aforament
05.Num_carrils	Número de carrils de la via
06.Codi_districte	Codi del districte de la ubicació de l'equipament
07.Codi_barri	Codi del barri de la ubicació de l'equipament
08.Codi_tipus equip_mesura	Codi d'identificació del tipus d'equipament
09.Desc_tipus equip_mesura	Descripció del tipus d'equipament
10.Longitud	Coordenada geogràfica de longitud
11.Latitud	Coordenada geogràfica de latitud
12.X_ETRS89	Coordenada X en ETRS89
13.Y_ETRS89	Coordenada Y en ETRS89

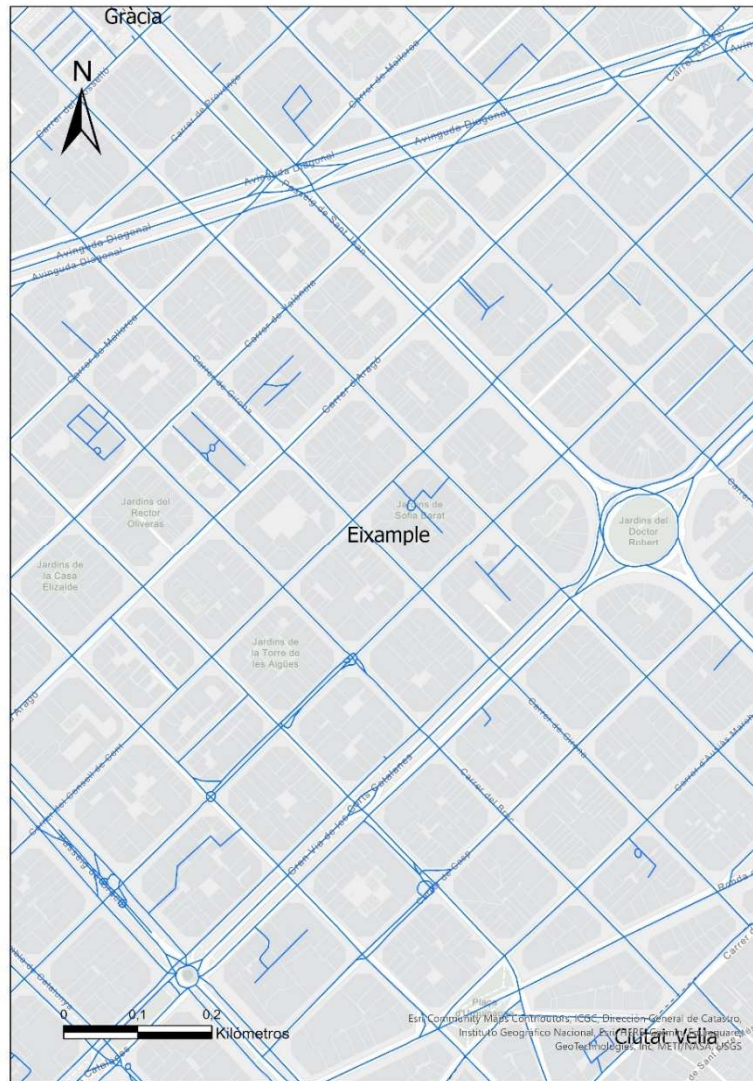
##### Detalle de los aforadores de movilidad de la ciudad de Barcelona:

Campo	Descripción
01.Any	Any de la mesura
02.Id_aforament	Codi identificador de l'aforament. Veure relació a Equipaments de mesura d'aforaments de la ciutat de Barcelona
03.Mes	Mes de l'any de la mesura
04.Codi_tipus_dia	Codi del tipus de dia de la mesura
05.Desc_tipus_dia	Descripció del tipus de dia: dilluns, divendres, dissabte, diumenges i laborables (dimarts, dimecres i dijous)
06.Valor_IMD	Nombre mitjà mesurat de vehicles per tipus de dia

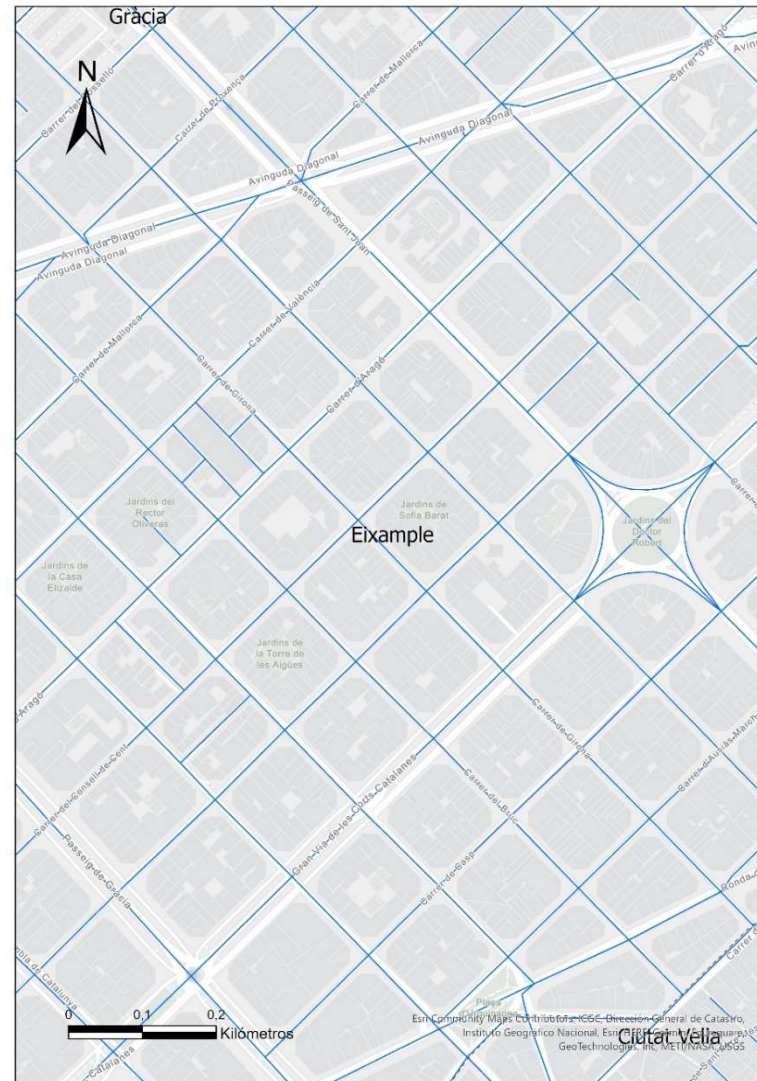
Anexo 5. Red viaria de Tom Tom del municipio de Barcelona



Anexo 6. Comparación Redes viarias Tom Tom y Ayuntamiento de Barcelona

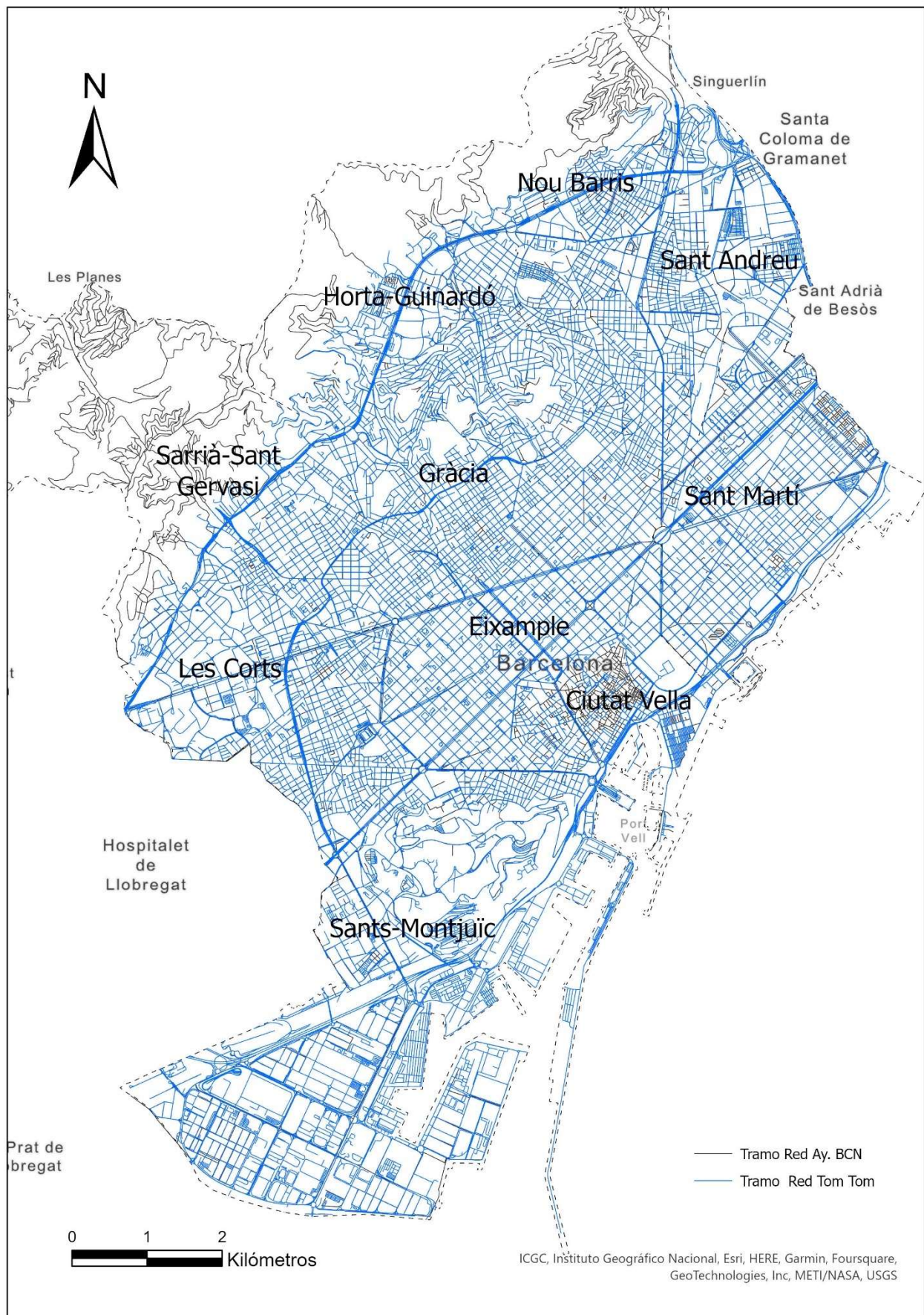


(a) Detalle Red Tom Tom




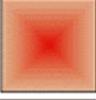










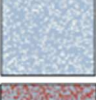
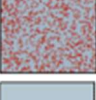



(b) Detalle Red Ayuntamiento



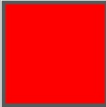



Comparación de la cobertura de las Redes Tom Tom y Ayuntamiento de Barcelona:



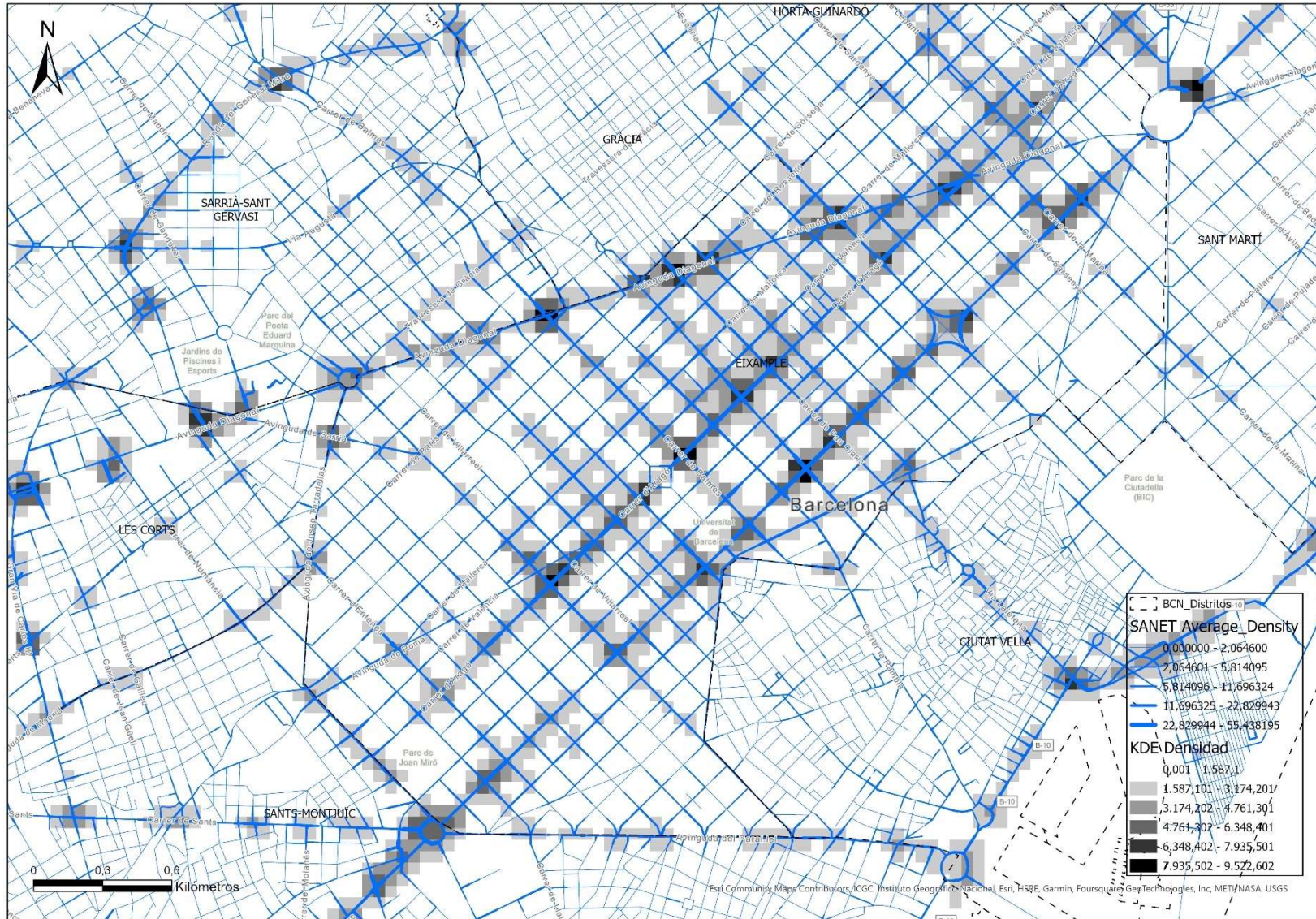
## Anexo 7. Análisis de puntos calientes emergentes. Clasificaciones posibles de cada área

	Nombre del patrón	Definición
	No se detectó ningún patrón	No se incluye en ninguno de los patrones de puntos calientes o fríos definidos abajo.
	Nuevo punto caliente	Una ubicación que es un punto caliente significativo desde el punto de vista estadístico para el período de tiempo final y que nunca antes lo fue.
	Punto caliente consecutivo	Una ubicación con una única ejecución ininterrumpida de al menos dos bins de puntos calientes significativos desde el punto de vista estadístico en los intervalos de periodos de tiempo finales. La ubicación nunca fue un punto caliente significativo desde el punto de vista estadístico antes de la última ejecución de puntos calientes y menos del 90 por ciento de los bins son puntos calientes significativos desde el punto de vista estadístico.
	Punto caliente creciente	Una ubicación que ha sido un punto caliente significativo desde el punto de vista estadístico en el 90 por ciento de los intervalos de tiempo, incluido el último periodo de tiempo. Además, la intensidad del clustering de los recuentos altos en cada periodo de tiempo está aumentando y este aumento es significativo desde el punto de vista estadístico.
	Punto caliente persistente	Una ubicación que ha sido un punto caliente significativo desde el punto de vista estadístico en el 90 por ciento de los intervalos de tiempo, sin ninguna tendencia discernible en la intensidad del clustering en el tiempo.
	Punto caliente decreciente	Una ubicación que ha sido un punto caliente significativo desde el punto de vista estadístico en el 90 por ciento de los intervalos de tiempo, incluido el último periodo de tiempo. Además, la intensidad del clustering en cada periodo de tiempo está disminuyendo y esta disminución es significativa desde el punto de vista estadístico.
	Punto caliente esporádico	Un punto caliente significativo desde el punto de vista estadístico para el intervalo del periodo de tiempo final con un historial de que es un punto caliente y deja de serlo. Menos del 90 por ciento de los intervalos de periodo de tiempo han sido puntos calientes estadísticamente significativos y ninguno de los intervalos de periodo de tiempo han sido puntos fríos estadísticamente significativos.
	Punto caliente oscilante	Un punto caliente significativo desde el punto de vista estadístico para el intervalo del periodo de tiempo final que tiene un historial de haber sido también un punto frío significativo desde el punto de vista estadístico durante un periodo de tiempo anterior. Menos del 90 por ciento de los intervalos de periodo de tiempo han sido puntos calientes estadísticamente significativos.
	Punto caliente histórico	El periodo de tiempo más reciente no es caliente, pero al menos el 90 por ciento de los intervalos de periodos de tiempo han sido puntos calientes significativos desde el punto de vista estadístico.
	Nuevo punto frío	Una ubicación que es un punto frío significativo desde el punto de vista estadístico para el período de tiempo final y que nunca antes lo fue.
	Punto frío consecutivo	Una ubicación con una única ejecución ininterrumpida de al menos dos bins de puntos fríos significativos desde el punto de vista estadístico en los intervalos de periodos de tiempo finales. La ubicación nunca fue un punto frío significativo desde el punto de vista estadístico antes de la última ejecución de puntos fríos y menos del 90 por ciento de los bins son puntos fríos significativos desde el punto de vista estadístico.
	Punto frío creciente	Una ubicación que ha sido un punto frío significativo desde el punto de vista estadístico en el 90 por ciento de los intervalos de tiempo, incluido el último periodo de tiempo. Además, la intensidad del clustering de los recuentos bajos en cada periodo de tiempo está aumentando y este aumento es significativo desde el punto de vista estadístico.
	Punto frío persistente	Una ubicación que ha sido un punto frío significativo desde el punto de vista estadístico en el 90 por ciento de los intervalos de tiempo, sin ninguna tendencia discernible en la intensidad del clustering de recuentos en el tiempo.
	Punto frío decreciente	Una ubicación que ha sido un punto frío significativo desde el punto de vista estadístico en el 90 por ciento de los intervalos de tiempo, incluido el último periodo de tiempo. Además, la intensidad del clustering de los recuentos bajos en cada periodo de tiempo está disminuyendo y esta disminución es significativa desde el punto de vista estadístico.
	Punto frío esporádico	Un punto frío significativo desde el punto de vista estadístico para el intervalo del periodo de tiempo final con un historial de que es un punto frío y deja de serlo. Menos del 90 por ciento de los intervalos de periodo de tiempo han sido puntos fríos estadísticamente significativos y ninguno de los intervalos de periodo de tiempo han sido puntos calientes estadísticamente significativos.
	Punto frío oscilante	Un punto frío significativo desde el punto de vista estadístico para el intervalo del periodo de tiempo final que tiene un historial de haber sido también un punto caliente significativo desde el punto de vista estadístico durante un periodo de tiempo anterior. Menos del 90 por ciento de los intervalos de periodo de tiempo han sido puntos fríos estadísticamente significativos.
	Punto frío histórico	El periodo de tiempo más reciente no es frío, pero al menos el 90 por ciento de los intervalos de periodos de tiempo han sido puntos fríos significativos desde el punto de vista estadístico.

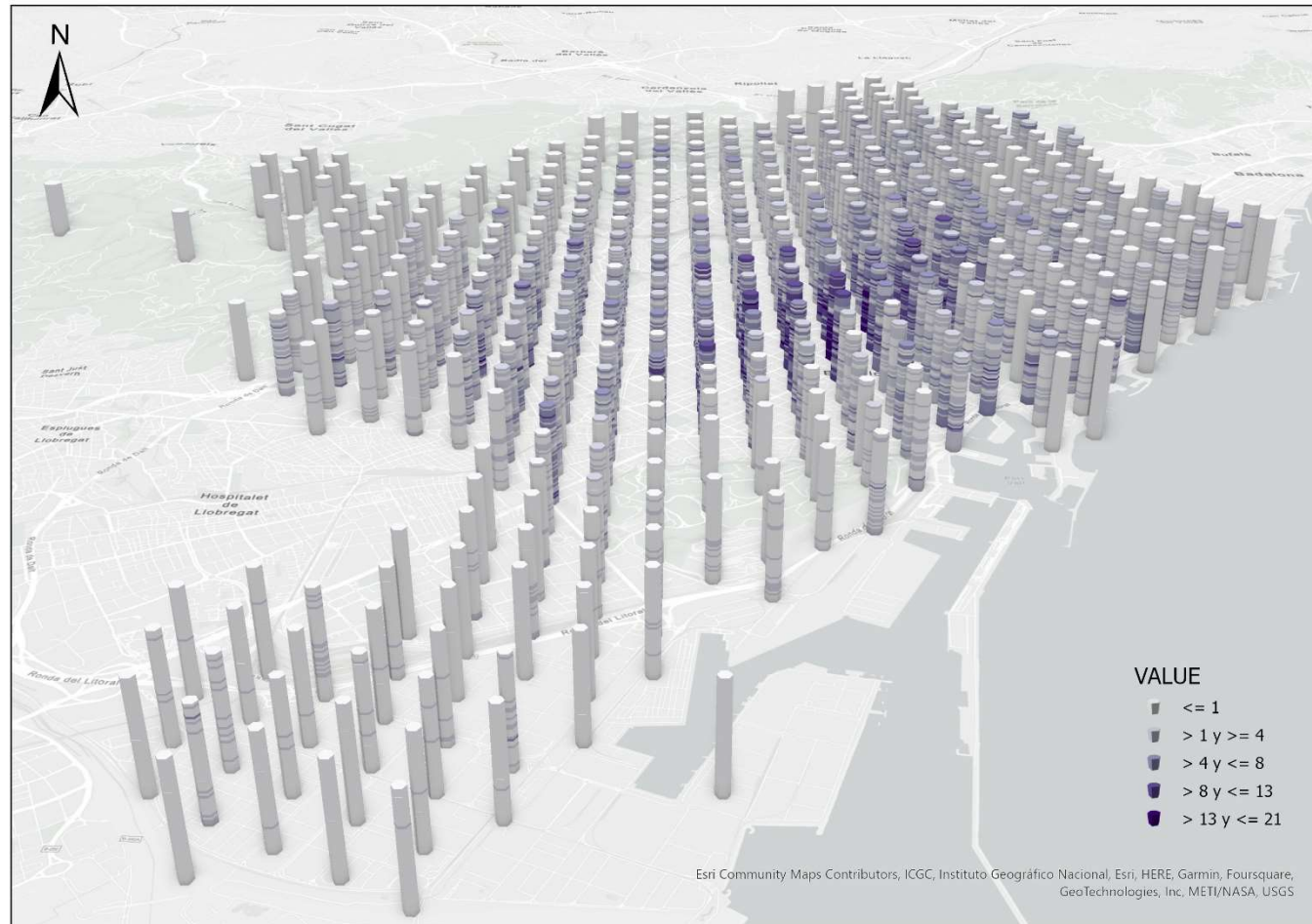
Anexo 8. Análisis de valores atípicos locales. Clasificaciones posibles de cada área

	Nombre de tipo	Definición
	Never Significant	Una ubicación donde nunca ha habido un CO_TYPE estadísticamente significativo.
	Only High-High Cluster	Una ubicación donde, con el tiempo, el único tipo estadísticamente significativo han sido los clústeres altos-altos.
	Only High-Low Outlier	Una ubicación donde, con el tiempo, el único tipo estadísticamente significativo han sido los valores atípicos altos-bajos.
	Only Low-High Outlier	Una ubicación donde, con el tiempo, el único tipo estadísticamente significativo han sido los valores atípicos bajos-altos.
	Only Low-Low Cluster	Una ubicación donde, con el tiempo, el único tipo estadísticamente significativo han sido los clústeres bajos-bajos.
	Multiple Types	Una ubicación donde, con el tiempo, ha habido varios tipos de clúster y valores atípicos estadísticamente significativos (por ejemplo, durante algunos períodos, la ubicación ha sido un valor atípico bajo-alto y durante otros períodos, ha sido un clúster alto-alto).

Anexo 9. Comparación de las funciones KDE planar y NKDE para el distrito de L'Eixample



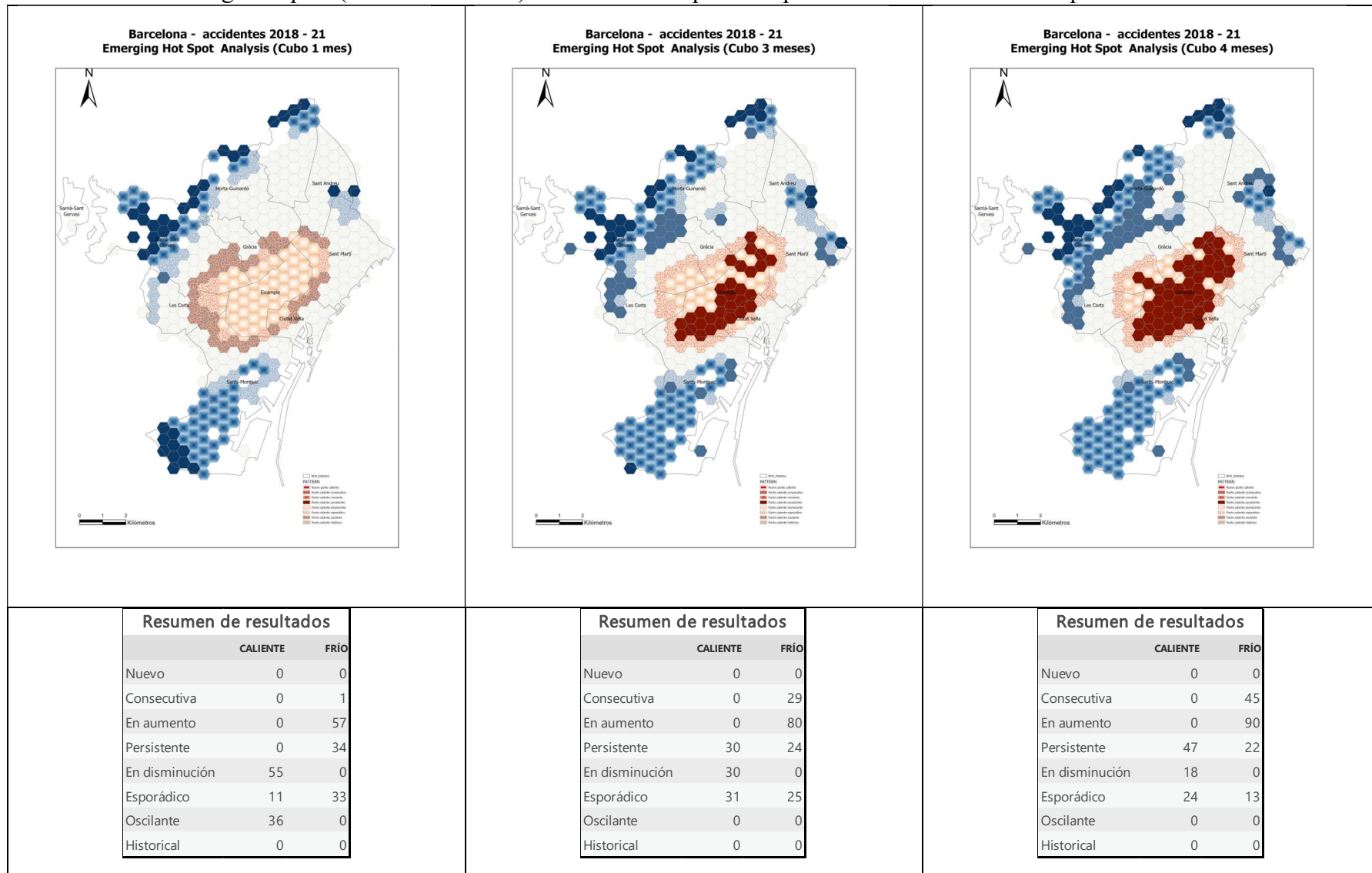
## Anexo 10. Cubo espacio tiempo de accidentes 2018 -2021. Ayuntamiento de Barcelona



El cubo de espacio-tiempo ha agregado 33848 puntos a 1056 ubicaciones de cuadrícula hexagonales en 48 intervalos de período de tiempo. Cada ubicación tiene una altura de 500 metros, un ancho de 577,35 metros, lados de 288,68 metros y un área de 216506,35 metros cuadrados. Todo el cubo de espacio-tiempo abarca un área 14000,74 metros de oeste a este y 16500 metros de norte a sur. Cada uno de los intervalos de período de tiempo tiene una duración de 1 mes por lo que todo el período de tiempo cubierto por el cubo de espacio-tiempo es de 48 meses. De las 1056 ubicaciones totales, 418 (39,58%) contienen al menos un punto por al menos un intervalo de período de tiempo. Estas 418 ubicaciones comprenden 20064 contenedores de tiempo y espacio de los cuales 11639 (58,01%) tienen recuentos de puntos mayores que cero. Hay un decremento estadísticamente significativo de los recuentos de puntos con el tiempo.

Anexo 11. Análisis de puntos calientes emergentes

Puntos calientes emergentes para (variable COUNT) los tres cubos espaciotemporales con Intervalo de tiempo de vecindad 2



**Parámetros de cuadrados mínimos ordinarios**

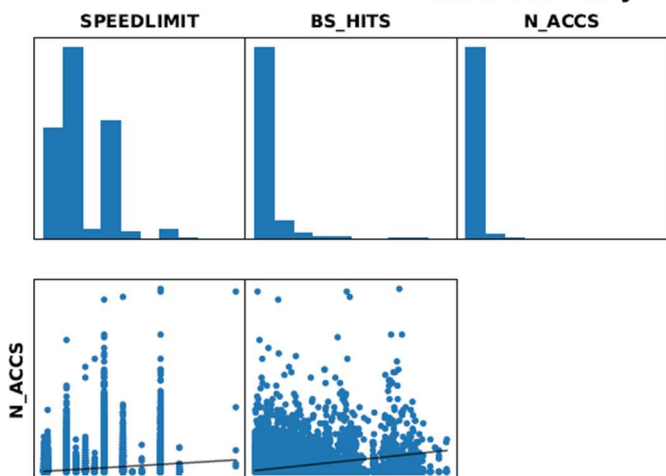
Nombre del parámetro	Valor de entrada
Entidades de entrada	network_BCN_Hits_naccs_OK
Campo de Id. único	FID_network_ETRS1989
Clase de entidad de salida	
Variable dependiente	N_ACCS
Variables explicativas	SPEEDLIMIT BS_HITS

**Resumen de resultados OLS - Variables del modelo**

Variable	Coefficiente [a]	StdError	Estadística t	Probabilidad [b]	Robust_SE	Robust_t	Robust_Pr [b]	VIF [c]
Interceptar	0,288978	0,039947	7,234074	0,000000*	0,057002	5,069649	0,000001*	-----
SPEEDLIMIT	0,004888	0,001202	4,067143	0,000055*	0,001998	2,445966	0,014437*	1,624673
BS_HITS	0,000036	0,000001	49,405243	0,000000*	0,000002	18,686209	0,000000*	1,624673

ç

**Distribuciones y relaciones variables**



**Diagnóstico de OLS**

Entidades de entrada	network_BCN_Hits_naccs_	Variable dependiente	N_ACCS
Número de observaciones	37491	Criterio de información de Akaike (AICc) ['d']	176793,132964
R cuadrado múltiple ['d']	0,104986	R cuadrado ajustado ['d']	0,104938
Estadística F conjunta ['e']	2198,680882	Prob(>F), (2,37488) grados de libertad	0,000000*
Estadística de Wald conjunta ['e']	681,382565	Prob(>chi-squared), (2) grados de libertad	0,000000*
Estadística de Koenker (BP) ['f']	1067,397814	Prob(>chi-squared), (2) grados de libertad	0,000000*
Estadística de Jarque-Bera ['g']	6530500,297754	Prob(>chi-squared), (2) grados de libertad	0,000000*

Anexo 13. Informe de salida - Estadística de conjunto de bandas

Banda 1: KernelD\_accs\_30\_50

Banda 2: KernelD\_netw\_30\_50

STATISTICS of INDIVIDUAL LAYERS				
Layer	MIN	MAX	MEAN	STD
1	0	0,0256	0,0004	0,0012
2	0	4343,2026	30,1199	139,6901
COVARIANCE MATRIX				
Layer	1	2		
1	9,199505E-07	3,885938E-02		
2	3,885938E-02	1,195175E+04		
CORRELATION MATRIX				
Layer	1	2		
1	1	0,37059		
2	0,37059	1		