

# Trabajo Fin de Grado

## Grado en Ingeniería Civil

Estudio espacio-temporal del aforo del tráfico  
motorizado y ciclista de la ciudad de Valencia

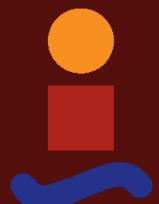
Autora: María del Mar Pino Cáceres

Tutoras: Cristina Torrecillas Lozano

Noelia Cáceres Sánchez

Dep. Ingeniería Gráfica  
Escuela Técnica Superior de Ingeniería  
Universidad de Sevilla

Sevilla, 2017



Departamento de  
Ingeniería Gráfica



Trabajo Fin de Grado  
Grado en Ingeniería Civil

# **Estudio espacio-temporal del aforo del tráfico motorizado y ciclista de la ciudad de Valencia**

Autora:

María del Mar Pino Cáceres

Tutoras:

Cristina Torrecillas Lozano

Profesora contratada doctora

Noelia Cáceres Sánchez

Dep. de Ingeniería Gráfica

Escuela Técnica Superior de Ingeniería

Universidad de Sevilla

Sevilla, 2017



Trabajo Fin de Grado: Estudio espacio-temporal del aforo del tráfico motorizado y ciclista de la ciudad de Valencia

Autor: María del Mar Pino Cáceres

Tutoras: Cristina Torrecillas Lozano

Noelia Cáceres Sánchez

El tribunal nombrado para juzgar el Proyecto arriba indicado, compuesto por los siguientes miembros:

Presidente:

Vocales:

Secretario:

Acuerdan otorgarle la calificación de:

Sevilla, 2017

El Secretario del Tribunal



*A mi familia, gracias por su  
apoyo constante.*

*A mi tutora, por su ayuda y  
orientaciones.*



# Resumen

---

Hoy en día ha surgido el concepto de Ciudad Inteligente y se hace necesario armonizar grandes potenciales de datos y técnicas disponibles para el logro de nuevos modelos de ciudades. Entre estas técnicas está el desarrollo de una gestión eficiente y sostenible del transporte y del tráfico. Además, las iniciativas de Datos Abiertos en esta temática permiten compartir información en tiempo real desde los contadores de tráfico, la disponibilidad de plazas de aparcamiento o la situación de los sistemas públicos de bicicletas, facilitando así la realización de estudios ajenos a la administración.

El presente trabajo presenta por un lado, una metodología para la obtención de información del tráfico y de condiciones meteorológicas y su integración con información demográfica y de centros atractores y, por otro lado, la construcción de modelos estadísticos y geoestadísticos de la intensidad de tráfico ciclista y motorizado, utilizando el sistema de información geográfico **ArcGIS** y el paquete informático **R**, para determinar el comportamiento actual de la movilidad urbana en la ciudad de Valencia de cara a proponer futuras mejoras.

La primera parte desarrolla un script que permite la descarga autónoma de datos procedentes de portales de datos abiertos y se analizan las principales componentes del tráfico urbano. En la segunda se integran: un análisis descriptivo de la información; un modelo de regresión lineal; interpolaciones espaciales de las intensidades horarias de tráfico recopiladas; análisis de puntos calientes y modelos predictivos de krigado espacial y espacio-temporal.

Los resultados obtenidos muestran cómo existen zonas estables en las que el tráfico suele ser más intenso independientemente de la hora. Del análisis de las variables que afectan a la intensidad del tráfico destacan el día de la semana, la hora de medida y las variables climatológicas (dirección del viento, velocidad del viento y humedad). Además el uso que da la juventud a la bicicleta como medio de transporte queda reflejado en la zona universitaria de la ciudad, que ejerce una fuerte influencia sobre la movilidad ciclista. Respecto al tráfico motorizado la conclusión obtenida es que las zonas de mayores intensidades se ubican en el centro de la ciudad y las grandes avenidas.

Estas conclusiones pueden ser de interés para los gestores de infraestructuras públicas de transporte y para las nuevas iniciativas de gestión de flotas de vehículos compartidos (*free-float car sharing systems*).



# Abstract

---

The Smart City concept has emerged recently and it becomes necessary to harmonize the great potential of the available data and techniques and the modern needs of techno-economic and social growth. Among these ones we found the development of an efficient and sustainable management of transport and traffic. In addition, Open Data initiatives in this area allows sharing real-time information from the traffic counters, the availability of parking spaces or public bicycle systems, facilitating the realization of studies outside the administration.

The present work presents, on the one hand, a methodology for obtaining traffic and meteorological information, its integration with demographic data and attractive centers and, on the other hand, the construction of statistical and geostatistical models of the intensity of cyclist and motorized traffic, using the geographic information system ArcGIS and the software package R, to determine the current behavior of urban mobility in the city of Valencia in order to propose future improvements.

The first part develops a script that allows the autonomous downloading of data from open data portals, and an analysis of the main components of urban traffic. The second part do an integration of: a descriptive analysis of the information; a linear regression model; spatial interpolations of hourly traffic intensities collected; analysis of hot spots and predictive models of spatial and spatio-temporal kriging.

The results obtained show that there are stable areas in which traffic is usually more intense regardless of the time. From the analysis of the variables that affect the intensity of traffic, the day of the week, the measurement time and the climatic variables (wind direction, wind speed and humidity) are which stand out. The use that youth gives the bicycle as a means of transport is reflected in the university area of the city, which exerts a strong influence on cycling mobility. Regarding motorized traffic, the areas with the highest intensities are located in the center of the city and the main avenues.

The results obtained may be of interest to public transport infrastructure managers and to new initiatives of free-float car sharing systems.



# Índice

---

<b>Resumen</b>	<b>ix</b>
<b>Abstract</b>	<b>xi</b>
<b>Índice</b>	<b>xiii</b>
<b>Índice de Tablas</b>	<b>xv</b>
<b>Índice de Figuras</b>	<b>xvii</b>
<b>1 Introducción</b>	<b>1</b>
1.1 <i>Hacia la ciudad inteligente</i>	1
1.2 <i>La bicicleta como transporte sostenible</i>	3
1.3 <i>Datos abiertos e infraestructuras de datos espaciales</i>	4
1.4 <i>Geoestadística espacio-temporal</i>	7
1.5 <i>Revisión de la literatura</i>	9
1.6 <i>Objetivos del trabajo</i>	10
<b>2 Información de partida y análisis previo</b>	<b>11</b>
2.1 <i>Datos espaciales</i>	11
2.1.1 Población	11
2.1.2 Elementos de transporte	15
2.1.3 Centros atractores	22
2.2 <i>Características de la movilidad</i>	29
2.3 <i>Datos de tráfico y clima</i>	34
2.3.1 Creación de la base de datos	34
2.3.2 Fase de depuración	36
<b>3 Metodología</b>	<b>39</b>
3.1 <i>Análisis estadístico</i>	39
3.2 <i>Análisis espacio-temporal</i>	42
3.2.1 ArcGIS	42
3.2.2 R	44
<b>4 Resultados</b>	<b>49</b>
4.1 <i>Análisis estadístico</i>	49
4.1.1 Estudio descriptivo	49
4.1.2 Análisis de los factores influentes mediante regresión lineal	55
4.2 <i>Análisis espacio-temporal</i>	58
4.2.1 Resultados obtenidos de la interpolación con ArcGIS	58
4.2.2 Resultados obtenidos del análisis de puntos calientes	67
4.2.3 Resultados obtenidos del análisis geoestadístico con R	75
4.2.4 Comparativa	80
<b>5 Conclusiones</b>	<b>83</b>

<b>Referencias</b>	<b>85</b>
<b>ANEXO I. DATOS</b>	<b>87</b>
<b>ANEXO II. DESCARGA DE DATOS</b>	<b>95</b>
<i>Descarga de datos de tráfico de bicicletas y motorizado</i>	95
<i>Descarga de datos climáticos</i>	96
<b>ANEXO III. ANÁLISIS</b>	<b>99</b>
<i>Modelo de regresión lineal</i>	99
<i>Análisis espacio-temporal</i>	127

# ÍNDICE DE TABLAS

---

Tabla 1-1. Factores “Hard” de la Smart City	2
Tabla 1-2. Factores “Soft” de la Smart City	3
Tabla 2-1. Distritos y características principales	12
Tabla 2-2. Líneas del metro de Valencia	18
Tabla 2-3. Estaciones con más de 1,5 millones de usuarios en origen en 2015	19
Tabla 2-4. Antigüedad del parque de vehículos	21
Tabla 2-5. Centros Hospitalarios según finalidad y número de camas. (Ministerio de Sanidad, Servicios Sociales e Igualdad, 2015)	24
Tabla 2-6. N° de alumnos según nivel educativo	25
Tabla 2-7. Alumnado UPV y UV curso 2015/2016	27
Tabla 4-1. Bondad de ajuste de la muestra analizada. Bicicletas	56
Tabla 4-2. Bondad de ajuste de la muestra analizada. Tráfico motorizado	57
Tabla 0-1. Población por distrito según sexo	87
Tabla 0-2. Población por distritos segú rango de edad	87
Tabla 0-3. Centros de preescolar / educación infantil. Curso 2015/2016	88
Tabla 0-4. Centros de Primaria. Curso 2015/2016	89
Tabla 0-5. Centros de Educación Secundaria Obligatoria. Curso 2015/2016	89
Tabla 0-6. Centros de bachillerato. Curso 2015/2016	90
Tabla 0-7. Centros de Ciclos Formativos de Grado Medio. Curso 2015/2016	90
Tabla 0-8. Centros de Ciclos Formativos de Grado Superior. Curso 2015/2016	91
Tabla 0-9. Paradas y líneas de la EMT por distrito y población	92
Tabla 0-10. Pasajeros totales de la EMT por mes y año (en millones de pasajeros)	92
Tabla 0-11. Turismos según distrito y habitantes	93
Tabla 0-12. Metrovalencia. Usuarios por línea y mes en el año 2015	93



# ÍNDICE DE FIGURAS

---

Figura 1-1. Representación descriptiva de la herramienta Cubo Espacio-Tiempo	8
Figura 2-1. Evolución de la población en la ciudad de Valencia	11
Figura 2-2. Densidad de población por distritos	11
Figura 2-3. Población española y extranjera (%)	13
Figura 2-4. Población de hombres y mujeres	13
Figura 2-5. Población por rango de edad	14
Figura 2-6. Estructura de la población según edad y sexo	14
Figura 2-7. Carril bici y estaciones de Valenbisi	15
Figura 2-8. Estaciones de Valenbisi por mil habitantes	16
Figura 2-9. Paradas EMT por distrito	16
Figura 2-10. N° de líneas EMT por distrito	17
Figura 2-11. Paradas EMT por cada 1000 habitantes	17
Figura 2-12. Plano red de metrovalencia	18
Figura 2-13. Usuarios del metro de Valencia según línea y mes	19
Figura 2-14. Trenes diarios por línea y día	19
Figura 2-15. Principales paradas de metro	20
Figura 2-16. Parque de vehículos de la ciudad de Valencia	21
Figura 2-17. Antigüedad del parque de vehículos. (Dirección General de Tráfico, s.f.)	21
Figura 2-18. Turismos por distrito y habitante	22
Figura 2-19. Plazas de aparcamiento y parkings	22
Figura 2-20. Centros sanitarios	23
Figura 2-21. Alumnado según distrito y nivel educativo	25
Figura 2-22. Alumnado por nivel educativo	26
Figura 2-23. Centros universitarios y área de influencia a 300 metros	27
Figura 2-24. Principales estaciones ferroviarias y de autobuses	28
Figura 2-25. Reparto modal de la movilidad urbana	29
Figura 2-26. Relaciones O/D de bicicletas	29
Figura 2-27. Intensidad media del tráfico de bicicletas	29
Figura 2-28. Relaciones O/D bicicleta privada	30
Figura 2-29. Relaciones O/D bicicleta pública	30
Figura 2-30. N° medio de viajes diarios en bicicleta pública según mes	30
Figura 2-31. Evolución servicio EMT. Kilómetros y plazas. (Ayuntamiento de Valencia, 2013)	31

Figura 2-32. Usuarios anuales de las líneas diurnas de autobús urbano	31
Figura 2-33. Recorrido de la Línea 2, Malva rosa – Campanar. (EMT, s.f.)	32
Figura 2-34. Recorrido de la Línea 81, Estación del Norte – Blasco Ibañez. (EMT, s.f.)	32
Figura 2-35. Recorrido de las líneas 89 y 90, Circulares. (EMT, s.f.)	33
Figura 2-36. Evolución de los usuarios del transporte público de autobús	33
Figura 2-37. Programador de tareas (I)	35
Figura 2-38. Programador de tareas (II)	35
Figura 2-39. Programador de tareas (III)	36
Figura 2-40. Ubicación de las espiras de bicicletas	37
Figura 2-41. Ubicación de las espiras de tráfico motorizado	37
Figura 3-1. Modelo separable	45
Figura 3-2. Modelo producto-suma	46
Figura 3-3. Modelo métrico	46
Figura 3-4. Modelo suma-métrico	47
Figura 3-5. Modelo suma-métrico simple	48
Figura 4-1. Evolución horaria de la intensidad media del tráfico de bicicletas	49
Figura 4-2. Evolución horaria de la intensidad media del tráfico motorizado	50
Figura 4-3. Intensidad horaria media de bicicletas según el día de la semana	50
Figura 4-4. Intensidad horaria media de tráfico motorizado según el día de la semana	51
Figura 4-5. Intensidad horaria media de bicicletas según mes	51
Figura 4-6. Intensidad horaria media del tráfico rodado según mes	52
Figura 4-7. Intensidad horaria de tráfico motorizado de la espiga 209 durante el mes de febrero	52
Figura 4-8. Intensidad horaria de bicicletas de la espiga 3932 durante el mes de marzo	52
Figura 4-9. Intensidad horaria media de tráfico en día laborable a las 8:00 am	53
Figura 4-10. Intensidad horaria media de tráfico en fin de semana a las 8:00 am	53
Figura 4-11. Ih media bicicletas en día laborable a las 8:00 am	54
Figura 4-12. Ih media bicicletas en fin de semana a las 8:00 am	54
Figura 4-13. Ubicación de las espiras 230, 3410 y 1044	55
Figura 4-14. Bondad de ajuste medida mediante $R^2$ ajustado. Bicicletas	56
Figura 4-15. Bondad de ajuste medida mediante $R^2$ ajustado. Tráfico motorizado	57
Figura 4-16. Representación $R^2$ por espiras de tráfico motorizado	58
Figura 4-17. Interpolación usando Krigeado de bicicletas en día laborable. 6 h (veh/h)	59
Figura 4-18. Interpolación usando Krigeado de bicicletas en fin de semana. 6 h. (veh/h)	59
Figura 4-19. Interpolación usando Krigeado de bicicletas en día laborable. 12 h (veh/h)	60
Figura 4-20. Interpolación usando Krigeado de bicicletas en fin de semana. 12 h (veh/h)	60
Figura 4-21. Interpolación usando Krigeado de bicicletas en día laborable. 18 h (veh/h)	61
Figura 4-22. Interpolación usando Krigeado de bicicletas en fin de semana. 18 h (veh/h)	61

Figura 4-23. Interpolación usando Krigado de motorizado en día laborable. 6 h (veh/h)	62
Figura 4-24. Interpolación usando Krigado de motorizado en fin de semana. 6 h (veh/h)	62
Figura 4-25. Interpolación usando Krigado de motorizado en día laborable. 12 h (veh/h)	63
Figura 4-26. Interpolación usando Krigado de en fin de semana. 12 h (veh/h)	63
Figura 4-27. Interpolación usando Krigado de motorizado en día laborable. 18 h (veh/h)	64
Figura 4-28. Interpolación usando Krigado de motorizado en fin de semana. 18 h (veh/h)	64
Figura 4-29. Comparación ih de bicicletas con población y universidades	65
Figura 4-30. Comparación ih de tráfico motorizado con elementos de la ciudad	66
Figura 4-31. Comparación ih de tráfico motorizado con principales estaciones	67
Figura 4-32. Puntos calientes. Bicicletas en fin de semana intervalo [6:12]	68
Figura 4-33. Puntos calientes. Bicicletas en día laborable intervalo [6:12]	68
Figura 4-34. Puntos calientes. Bicicletas en fin de semana intervalo [12:18]	69
Figura 4-35. Puntos calientes. Bicicletas en día laborable intervalo [12:18]	69
Figura 4-36. Puntos calientes. Bicicletas en fin de semana intervalo [18:23]	70
Figura 4-37. Puntos calientes. Bicicletas en día laborable intervalo [18:23]	70
Figura 4-38. Puntos calientes. Tráfico en fin de semana intervalo [6:12]	71
Figura 4-39. Puntos calientes. Tráfico en día laborable intervalo [6:12]	71
Figura 4-40. Puntos calientes. Tráfico en fin de semana intervalo [12:18]	72
Figura 4-41. Puntos calientes. Tráfico en día laborable intervalo [12:18]	72
Figura 4-42. Puntos calientes. Tráfico en fin de semana intervalo [18:23]	73
Figura 4-43. Puntos calientes. Tráfico en día laborable intervalo [18:23]	73
Figura 4-44. Variograma espacio-temporal empírico (bicicletas)	75
Figura 4-45. Variograma espacio-temporal empírico tipo mapa de calor (bicicletas)	76
Figura 4-46. Variograma espacio-temporal empírico tipo 3D (bicicletas)	76
Figura 4-47. Variograma teórico ajustado a la muestra	77
Figura 4-48. Grid espacial para la predicción	77
Figura 4-49. Resultados del krigado espacio-temporal	78
Figura 4-50. Variograma espacial empírico y ajustado para bicicletas a las 8 h.	78
Figura 4-51. Mapa de predicción de bicicletas a las 8h.	79
Figura 4-52. Variograma espacial empírico y ajustado para tráfico motorizado en laborable. 8h.	79
Figura 4-53. Mapa de predicción de tráfico motorizado día laborable a las 8 h.	80
Figura 4-54. Comparativa interpolación con barreras y krigado en bicicletas. 8h	81
Figura 4-55. Comparativa interpolación con barreras y krigado en laborable motorizado. 8h	82



# 1 INTRODUCCIÓN

---

*Great design is a multi-layered relationship  
between human life and its environment.*

*- Naoto Fukasawa -*

El fenómeno de globalización está presente hoy día en casi todos los ámbitos de la vida moderna. Las actividades y rutinas de las personas han ido avanzando en paralelo al comercio, la economía y el desarrollo de este último siglo. Sin embargo, las ciudades en las que habita cada vez un mayor porcentaje de la población mundial han variado poco sus modelos de funcionamiento y servicios. No obstante, existen actualmente múltiples herramientas y un gran potencial tecnológico con los que afrontar la adaptación global de las ciudades a las necesidades y mejoras que nos demanda el presente.

Debido a esta falta de adaptación y motivado por el crecimiento exponencial de las nuevas tecnologías, surge el movimiento de las *Smart Cities*.

## 1.1 Hacia la ciudad inteligente

El concepto de Smart City nace muy ligado a la sostenibilidad ambiental y reducciones de gases efecto invernadero (GEI). Pese a que no existe una definición exacta que esté aceptada globalmente, podemos determinar que inicialmente la ciudad inteligente quedaba definida como la implementación de las nuevas tecnologías a algún ámbito urbano como podría ser la movilidad o la eficiencia energética.

Hoy día el concepto se ha expandido, pudiéndose definir la ciudad inteligente como aquella en la que mediante el uso intensivo de las nuevas tecnologías de la información (TIC), se consigue una gestión eficiente del conjunto de actividades que componen una ciudad. Tratando elementos tan dispares como movilidad, los suministros energéticos, los servicios urbanos o la actividad gubernamental.

Dentro de esta nueva visión de las ciudades, los propios ciudadanos toman un papel protagonista, situándose en primera línea de la toma de decisiones, asumiendo la tarea de aportar información y opiniones de valor decisivo, haciéndose indispensable el uso y análisis práctico de ingentes volúmenes de datos (*BIG DATA*). Se configura el concepto de una ciudad que sirva a sus habitantes, mejorando la calidad de vida y proclamándose un centro atractivo para el crecimiento económico, atrayendo actividad empresarial y visitantes.

En su artículo "*Current trends in Smart City initiatives: Some stylised facts*", Paolo Neirotti et al. clasifican en dos grandes grupos los factores que participan en la ciudad inteligente: factores "Hard" y "Soft".

Tabla 1-1. Factores “Hard” de la Smart City

<b>Factor</b>	<b>Objetivos</b>
<b>Redes de energía</b>	Establecer redes automatizadas que empleen tecnología TIC para proveer energía, intercambiando información para conseguir un consumo eficiente, así como reducir costes y aumentar la transparencia de los servicios energéticos.
<b>Alumbrado público, recursos naturales y gestión del agua</b>	Gestionar el alumbrado público y los recursos naturales. Implementar el uso de las fuentes de energía renovables.
<b>Gestión de residuos</b>	Aplicar la innovación para una gestión efectiva de los residuos urbanos, considerando ésta como la recolección, disposición, reciclaje y recuperación de residuos.
<b>Medio ambiente</b>	Usar la tecnología para proteger y gestionar mejor los recursos naturales y las infraestructuras relacionadas con los mismos, con el fin de aumentar la sostenibilidad. Se incluye el control de la contaminación.
<b>Transporte, movilidad y logística</b>	Optimizar las actividades logísticas y el transporte en áreas urbanas teniendo en cuenta las condiciones del tráfico y el consumo energético. Aportar al usuario información dinámica y multi-modal para conseguir un tráfico y transporte eficientes, así como asegurar un transporte público sostenible que emplee combustibles respetuosos con el medio ambiente y sistemas de propulsión innovadores.
<b>Edificación</b>	Adoptar tecnologías sostenibles para edificación, creando viviendas y espacios de trabajo con recursos reducidos. Adaptar estructuras existentes para ganar eficiencia energética y mejor abastecimiento y saneamiento del agua.
<b>Salud pública</b>	Usar tecnología TIC y asistencia remota para prevenir y diagnosticar enfermedades, prestando servicios de atención médica. Proporcionar a todos los ciudadanos acceso a un sistema sanitario eficiente, caracterizado por instalaciones y servicios adecuados.
<b>Seguridad Pública</b>	Ayudar a las organizaciones públicas a proteger la integridad de los ciudadanos y sus bienes, incluyendo el uso de tecnología TIC para aportar información en tiempo real a estaciones de bomberos y comisarías de policía.

Tabla 1-2. Factores “Soft” de la Smart City

Factor	Objetivos
<b>Educación y cultura</b>	Crear más oportunidades para estudiantes y profesores empleando herramientas TIC. Promover eventos culturales y motivar la participación ciudadana. Gestionar el entretenimiento, el turismo y el hospedaje.
<b>Inclusión social y bienestar</b>	Desarrollar herramientas que permitan reducir barreras en el aprendizaje social y la participación, mejorando la calidad de vida, especialmente para la población vulnerable. Implementar políticas sociales para evitar la fuga de talentos.
<b>Administración pública y e-Gobernanza</b>	Promover la digitalización de la administración pública: procesos, procedimientos y documentos. Transparencia de las actividades gubernamentales a través de las TIC para mejorar la involucración de los ciudadanos en la gestión pública.
<b>Economía</b>	Facilitar la innovación, el espíritu empresarial y la integración de la ciudad en los mercados nacionales y mundiales.

(Neirotti, 2014)

Formando parte de este complejo aglomerado de funciones que definen la Smart City, la correcta y eficiente gestión del tráfico, así como el fomento de la movilidad sostenible son elementos clave para su desarrollo.

## 1.2 La bicicleta como transporte sostenible

En la última década, se han impulsado muchos proyectos a favor de este concepto nuevo de movilidad desde los organismos de la Unión Europea así como desde los gobiernos de los países miembros. Por un lado, tratando el efecto directo que ejerce la globalización sobre los medios de transporte. Del otro lado, impulsando la movilidad urbana eficiente en las ciudades.

De acuerdo con Hans Bruyninckx (AEMA, 2016), director ejecutivo de la Agencia Europea del Medio Ambiente, el transporte es una pieza fundamental de la sociedad y economía modernas. Permite el tránsito de productos así como la conexión de personas y lugares, se trata de una herramienta clave en la vida diaria de las personas (ir a trabajar, actividades de ocio, viajar...) y aumenta la calidad de vida de las mismas. La demanda de transporte en los últimos años no ha parado de crecer, y previsiblemente no dejará de hacerlo. Es por ello que podemos considerar imprescindible alcanzar una movilidad respetuosa con el medio ambiente.

En el ámbito urbano, los sistemas de movilidad integrados y sostenibles han tomado protagonismo en los últimos años. Vemos un claro ejemplo de ello en la implementación de sistemas de bicicleta pública. El primer sistema tal como lo conocemos hoy día se implantó en Rennes, Francia, en el año 1998. Desde entonces este tipo de sistema ha ido creciendo exponencialmente en las últimas décadas, existiendo en 2010 más de 450 sistemas instalados en todo el mundo. Cabe destacar que la gran mayoría de estos sistemas se encuentran en Europa. Centrándonos en España, en septiembre de 2015 existían 64 servicios de bicicleta pública en funcionamiento (Esther Anaya, s.f.). Acompañando a este fenómeno de crecimiento del uso de la bicicleta en la movilidad urbana, no sólo pública si no también

privada, está el aumento de las redes de carril bici. No podría imaginarse la evolución de un fenómeno sin el otro. Desde los inicios del siglo XXI las ciudades europeas han aumentado notablemente sus líneas de carril bici, contando actualmente con más de 45.000 km de vías ciclistas. Desde la UE se han promovido proyectos relacionados con la intermodalidad urbana y el uso de la bicicleta como medio de transporte. Por ejemplo, entre 2009 y 2012 se desarrolló el proyecto “*Promoting cycling for everyone as daily transport mode*” (PRESTO) basado en el estudio y desarrollo de estrategias para aprovechar el potencial del ciclismo en cinco ciudades. Actualmente, en la ciudad de Valencia se está desarrollando el proyecto “*Supporting Urban Integrated Transport Systems: Transferable tools for authorities*” (SUTTS) que se trata de un programa perteneciente al Horizonte 2020 y tiene como objetivo el diseño de herramientas que ayuden a mejorar la eficiencia del Plan de Movilidad Urbana Sostenible de la ciudad (Ayuntamiento de Valencia, s.f.). Por otro lado, podemos nombrar el proyecto *EuroVelo, the European cycle route network* promovido por la Federación Europea de Ciclistas que busca asegurar la implantación de rutas ciclistas de alta calidad en países de toda Europa, llevándolas a través de fronteras y harmonizando normas, así como promover y dar a conocer dichas rutas. En definitiva, la inclusión de la bicicleta como modo de transporte en la planificación de movilidad de las ciudades supone un gran paso hacia la movilidad comprometida con el medio ambiente, aumenta las posibilidades de transporte de los ciudadanos y da un guiño a la descongestión del tráfico rodado.

### 1.3 Datos abiertos e infraestructuras de datos espaciales

En el presente apartado presentaremos la importancia que han adquirido los portales de Datos Abiertos en los últimos años y las principales fuentes de información empleadas.

De cara a realizar cualquier análisis formal, es necesario que las fuentes de información consultadas sean veraces y fiables. Así mismo, para el desarrollo del presente estudio ha sido necesario adquirir un volumen de datos considerable, en aras a poder contrastar los mismos, y que las conclusiones obtenidas se fundamenten sobre una base sólida.

Conseguir una cantidad suficiente de datos y de calidad ha sido tradicionalmente una difícil tarea. La información perteneciente a estados y entidades de diversa índole quedaba restringida al uso y explotación propia, siendo muy complicado tener acceso a ella. Sin embargo, a principios del siglo XXI surge un movimiento a favor de la apertura de datos al público. Se empieza a considerar que el libre acceso a los datos de dominio público por parte de ciudadanos y entidades enriquecerá a la sociedad. Por un lado, mejorando la transparencia y el buen hacer de las entidades gubernamentales, del otro lado, aportando conocimiento a la sociedad y permitiendo el intercambio de información entre organismos.

Actualmente existen múltiples entidades públicas y organizaciones que dan acceso a parte de sus datos de forma libre y gratuita. La información pública a disposición de los ciudadanos debe cumplir unos requisitos mínimos que faciliten su reutilización, siendo un servicio de valor añadido de las instituciones y una muestra de transparencia del sector público.

Los Datos Abiertos son aquellos que se consideran datos accesibles y reutilizables, sin exigencia de permisos específicos. Es un concepto que ha ido evolucionando, así en agosto de 2010 la Sunlight Foundation publicaba “*Ten Principles for Opening Up Government Information*”, estos diez principios de los datos abiertos se definen como sigue:

1. **Completos.** Los datos deben ser tan completos como sea posible. Los datos abiertos que se difunden no pueden estar afectados por cuestiones relativas a la privacidad, la seguridad o cualquier otra restricción.

2. **Primarios.** Los datos abiertos deben ser datos primarios originales. Se debe facilitar información sobre cómo se han obtenido los datos y dónde se encuentran los documentos originales de manera que los usuarios puedan comprobar si los datos han sido seleccionados y almacenados adecuadamente.
3. **Oportunos.** Los datos se facilitarán de forma rápida tan pronto como sean recogidos. En la medida de lo posible hay que facilitar los datos en tiempo real de manera que se pueda maximizar su valor. Hay que dar prioridad a la difusión de los datos que sean *time sensitive*.
4. **Accesibles de forma física y electrónica.** Los datos deben ser accesibles tanto a través de medios físicos como electrónicos para evitar los desplazamientos o la necesidad de solicitar formalmente el acceso a la información.
5. **Procesables electrónicamente.** Los datos deben estar disponibles en formatos de uso generalizado y que faciliten su procesamiento automático.
6. **No discriminatorios.** Los datos deben estar disponibles para todos, sin que sea necesario hacer una solicitud o cualquier otro trámite.
7. **Uso de estándares abiertos en la difusión de la información.** Los datos deben encontrarse en formatos de libre acceso sin necesidad de poseer licencias de software determinadas.
8. **Sin licencia.** El uso de los datos no debe someterse a ninguna regulación que restrinja su reutilización excepto, de forma razonable, cuando haya aspectos relativos a la privacidad o la seguridad.
9. **Permanencia.** Los datos deben estar a disposición de forma permanente. En el caso de que se modifique la información debe indicarse.
10. **Costes.** No se ha de establecer una contraprestación para poder acceder o reutilizar los datos y, en el caso de que se establezca, su cuantificación debe basarse en costes marginales y no en costes totales.

(Cerrillo, 2014)

Por otro lado, en junio de 2013 los líderes del G8 firmaban la carta sobre datos abiertos en la que se definen cinco principios y se promueve la importancia de desarrollar este tipo de servicios para la mejora gubernamental y socioeconómica. Los cinco principios de la carta del G8 son:

- Principio 1: Datos abiertos por defecto
- Principio 2: Calidad y Cantidad
- Principio 3: De uso para todos
- Principio 4: Mejor gobernanza
- Principio 5: Impulso a la Innovación

Queda así reflejada la importancia que adquiere la información pública al servicio de los ciudadanos. Para poder desarrollar y normalizar la apertura de datos a los ciudadanos se hace necesaria la aprobación de leyes y normativas al respecto. En el año 2003, el parlamento europeo y el consejo de la Unión Europea aprueban la Directiva 2003/98/CE, de 17 de noviembre, relativa a la reutilización de la información del sector público. Este documento establece un conjunto de normas mínimas para regular la reutilización y los instrumentos prácticos que faciliten la reutilización de los documentos

existentes conservados por organismos del sector público pertenecientes a países de la UE. Deja constancia de la necesidad, importancia e interés para el desarrollo económico y social que tiene dicha información y provee un marco común para el desarrollo de normativas al respecto, evitando grandes diferencias en las normas y prácticas entre países miembros.

La ley 37/2007, de 16 de noviembre sobre reutilización de la información del sector público incorpora al ordenamiento legislativo español la citada directiva. Esta ley fue posteriormente modificada en 2015 a través de la Ley 18/2015, de 9 de julio, introduciendo la transposición de las modificaciones emitidas sobre la anterior directiva por el Parlamento de la Unión Europea y el Consejo, mediante la Directiva 2013/37/UE, de 26 de junio de 2013.

Entre ambas Directivas mencionadas, en 2007, el organismo europeo aprobó la Directiva 2007/2/CE del Parlamento Europeo y del Consejo, de 14 de marzo de 2007, por la que se establece una infraestructura de información espacial en la Comunidad Europea (Inspire). El programa INSPIRE nace orientado a la aplicación de políticas de medio ambiente y actuaciones que puedan incidir en el mismo. Se trata de un gran avance en materia de datos de abiertos, ya que supone la creación de una infraestructura de datos espaciales común para los países miembros de la UE, estableciendo una normativa común para la interoperabilidad y accesibilidad de la información. Asimismo, promueve la creación de servicios de red, que en los últimos años han aumentado su presencia en los servicios ofrecidos por organismos públicos exponencialmente.

Por otro lado, a nivel de legislación española, cabe mencionar la ley 11/2007, de 22 de junio, de acceso electrónico de los ciudadanos a los Servicios Públicos, que en su artículo primero reconoce el derecho de los ciudadanos a relacionarse con las Administraciones Públicas por medios electrónicos y regula los aspectos básicos de la utilización de las tecnologías de la información con la finalidad de garantizar, entre otros, la validez y eficacia de la actividad administrativa en condiciones de seguridad jurídica. Esta ley supone un gran avance hacia el concepto de ciudad inteligente, permitiendo y, más allá, dando derecho, a realizar trámites administrativos a través de la tecnología. Es interesante también, en este sentido de avance, la ley 19/2013, de 9 de diciembre, de transparencia, acceso a la información pública y buen gobierno que tiene como objetivo reforzar la transparencia de la actividad pública, regular y garantizar el derecho de acceso a la información relativa a dicha actividad y establecer obligaciones de buen gobierno.

Los Portales de Datos Abiertos suponen un gran avance en esta nueva era de la información. Establecer bases de datos completas y de calidad supone construir sobre cimientos sólidos las mejoras del futuro. Es hoy en día cuando se empieza a explotar esta nueva visión del conocimiento, gracias a las técnicas que se enmarcan en el concepto de *BIG DATA*.

Para el presente trabajo, las principales fuentes de información empleadas se basan en tres pilares de la información pública:

- Portales de Datos Abiertos.

Para la obtención de los datos de aforos de tráfico empleados en el análisis, así como datos de partida sobre la ciudad de Valencia, se ha empleado el Portal de Transparencia y Datos Abiertos de la ciudad de Valencia.

La información meteorológica utilizada se ha obtenido del portal OGIMET.

- Estadística Pública.

Para comprender mejor la situación de la ciudad y su movilidad se han empleado como fuentes

la Oficina de Estadística del Ayuntamiento de Valencia y el Instituto Nacional de Estadística.

- Cartografía Pública.

Para obtener los datos cartográficos y de territorio necesarios las fuentes han sido el Instituto Cartográfico Valenciano y el Instituto Geográfico Nacional.

Las ciudades serán más productivas cuanta mayor capacidad de procesamiento de datos y valoración de los mismos tengan. Como señala Maurice Baslé (Baslé, 2016) no sólo serán componentes de mejora de una ciudad la existencia de plataformas de datos interoperables acompañadas de clusters locales, si no que hay que fijarse también como componente distintivo en el número de científicos y analistas de datos, considerándolos elementos clave en la competitividad y bienestar local en el futuro. En este sentido, las herramientas de procesamiento geoestadístico están adquiriendo mucha relevancia ya que permiten la combinación de la estadística y los sistemas de información geográfica (GIS). Estas son ciencias muy avanzadas por sí mismas, y su combinación tiene un gran potencial que se halla en proceso de expansión. La geoestadística permite la predicción de valores distribuidos en el espacio a partir de una muestra, pero suele ser habitual disponer de un seguimiento temporal de las muestras espaciales empleadas. Por ello, dentro de la ciencia geoestadística se ha desarrollado el análisis espacio-temporal, siendo un área que ha adquirido gran importancia.

Existen muchas ciencias y disciplinas en las que se investiga sobre datos espaciales asociados a distintos lugares y ocurridos en distintos períodos o instantes de tiempo, sobretodo en el ámbito medioambiental. Para alcanzar buenas predicciones en base a las dependencias espacio-tiempo de los conjuntos de datos es necesario disponer de modelos y procedimientos teóricos flexibles que se asemejen a la realidad. El estudio de la variabilidad espacio-tiempo es una disciplina relativamente nueva y el interés por la modelación geoestadística de conjuntos espacio-temporales ha sido creciente en los últimos años.

## 1.4 Geoestadística espacio-temporal

En el presente apartado expondremos algunos conceptos básicos sobre el análisis espacio-temporal, que se desarrollarán en el capítulo 3.

La geoestadística espacio-temporal provee un entorno probabilístico para el análisis y la predicción de datos en función de las dependencias espacio-temporales entre las observaciones. Este tipo de estudio parte de la geoestadística espacial tradicional, en la que la predicción de valores se basa en el desarrollo de funciones, denominadas variogramas o covariogramas, a través de las cuales se realizan posteriormente interpolaciones espaciales mediante krigiado.

El krigiado es un método de ajuste que presupone que la distancia o dirección entre los puntos de la muestra reflejan una correlación espacial que puede utilizarse para explicar las variaciones en la superficie. Con este método se ajusta una función matemática a una cantidad de puntos determinada, o a los puntos que se encuentren dentro de una zona concreta, para determinar el valor de salida de cada ubicación. El krigiado alberga varias fases, desde el análisis estadístico exploratorio de los datos hasta la creación de la superficie estimada, pasando por el modelado de variogramas entre otros procesos. El método de krigiado es adecuado para casos en los que se sabe que existe una influencia direccional o de distancia en los datos.

En el análisis geoestadístico tradicional el procedimiento seguido es, en primer lugar, realizar un análisis estructural que incluye el análisis del variograma y la obtención de un modelo teórico del mismo. Posteriormente, dicho modelo se emplea para la interpolación espacial con el fin de obtener

una predicción en los sitios no muestrados.

Es importante destacar que los procedimientos de krigado mediante interpolación son dependientes del modelo de covarianza elegido, que es aquel asociado a la muestra espacio-temporal. Debido a ello, al introducir la variable tiempo en el análisis, surge la necesidad de establecer modelos covariográficos que describan adecuadamente la evolución de los procesos tanto espacial como temporalmente, considerando ambas dimensiones simultáneamente.

De este modo, para cada punto  $s_i$  habrá un tiempo  $t_i$  asociado al mismo y se trata de medir la variabilidad en función de la separación espacial  $h$  y la separación temporal  $u$  entre un punto y otro. Pudiéndose calcular la función variograma espacio-temporal como sigue:

$$\bar{Y}(h, u) = \frac{1}{N(h, u)} \sum_{S(h, u)} \{[Z(s_i, t_i) - Z(s_j, t_j)]\}^2$$

Siendo  $Z$  la variable de interés,  $N(h, u)$  el número de pares de puntos y  $S(h, u)$  el conjunto de pares de puntos, ambos para una distancia espacial  $h$  y una separación temporal  $u$ .

(Veronesi, 2015)

En cuanto a los modelos teóricos nos basaremos en los implementados en la librería *gstat* de R, que serán empleados posteriormente en el análisis.

Otro método de análisis ampliamente extendido es el análisis de tendencias. En este trabajo se empleará la herramienta *Cubo espacio – tiempo* del paquete informático ArcGIS 10.4. La herramienta Cubo espacio-tiempo agrupa entidades tipo punto con marca de hora en un cubo tridimensional que queda subdividido en celdillas a las que se les denomina cubos (o *bins*). El plano XY representa el espacio bidimensional y el eje Z representa al tiempo.

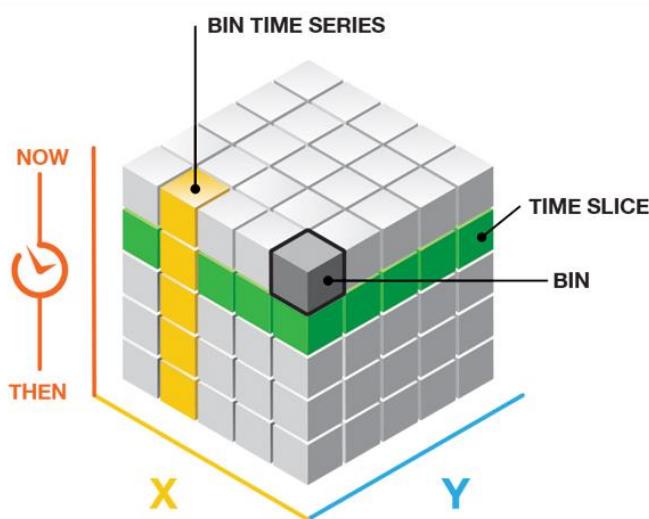


Figura 1-1. Representación descriptiva de la herramienta Cubo Espacio-Tiempo

Este formato de datos se denomina netCDF (formulario de datos comunes en red) y permite la representación de variables multidimensionales. En nuestro caso, se tratará de la intensidad de tráfico dependiente del espacio-tiempo.

La herramienta permite la representación en función del número de puntos que haya en cada bin, y permite el análisis según los atributos especificados en la muestra que se deseen. Para todas las ubicaciones de bin, se evalúan las tendencias de los recuentos y los valores de los campos atributos seleccionados mediante la estadística de Mann-Kendall. Asimismo, permite realizar análisis de puntos de calientes basados en el estadístico Getis-Ord\*.

## 1.5 Revisión de la literatura

Existe una amplia literatura científica sobre aspectos relacionados con la medición del tráfico a través de sistemas de medida tales como las espiras electromagnéticas, y sobre diferentes variables que inciden en la variabilidad de la intensidad del tráfico. A continuación, señalamos aquellos más relacionados con la metodología desarrollada en el presente TFG.

Para el análisis de la influencia del clima sobre el tráfico nos inspiramos en “*The effect of weather on the use of North American bicycle facilities: a multicity analysis using automatic counts*” (Thomas Nosal, 2014) y en “*Impact of Weather on Traffic Flow Characteristics of Urban Freeways in Istanbul*” (Darcin Akin, 2011). En el primero se emplean datos de tráfico procedentes de espiras electromagnéticas, que realizan el recuento en intervalos de quince minutos, para analizar los efectos directos y diferidos del clima sobre el tráfico ciclista mediante modelos de regresión. En el segundo se analizan relaciones empíricas entre velocidad y volumen de tráfico (datos obtenidos por sensores remotos RTMS en dos tramos de autopistas), en base a condiciones climáticas (lluvia, niebla, nieve), el estado del pavimento (seco, húmedo, helado) y el porcentaje de vehículos pesados.

El estudio de la influencia de las horas y días en la intensidad de tráfico se basa parcialmente en el estudio “*Incorporating the impact of spatio-temporal interactions on bicycle sharing system demand: A case study of New York CitiBike system*” (Ahmadreza Faghih-Imani, 2016), en el que se emplean datos horarios de entradas y salidas del servicio de bicicletas públicas de Nueva York en las estaciones. El estudio analiza la dependencia espacio-temporal de la demanda de bicicletas públicas mediante modelos de regresión lineal.

Por otro lado, para las predicciones, el artículo “*Spatial prediction of traffic levels in unmeasured locations: applications of universal kriging and geographically weighted regression*” (Brent Selby, 2013) compara dos métodos de interpolación con krigiado. Por un lado, considerando distancias euclídeas, y por el otro, considerando distancias sobre la red de tráfico obtenidas con TransCAD. Además, realiza un modelo de regresión lineal introduciendo un conjunto de pesos espaciales. También en el ámbito de predicciones, “*Urban cycles and mobility patterns: Exploring and predicting trends in a bicycle-based public transport system*” (Andreas Kaltenbrunner, 2010) detecta patrones de movilidad temporal y geográfica dentro de la ciudad de Barcelona, en base a las bicicletas disponibles en las estaciones del sistema Bicing, y realiza predicciones a partir de los patrones para cualquier estación en horas próximas.

Otro estudio que nos ha servido de base es “*Spatial Interpolation of Traffic Counts from Texas Data*” (Xiaokun Wang, 2009), en el que se desarrollan métodos basados en krigiado de minería de red para datos espacio-temporales del tráfico de Texas.

De interés también es el artículo “*Analyzing traffic patterns on street segments based on GPS data using R*” (Necula, 2015), en el que se emplean datos GPS obtenidos a través de una aplicación de rutas de teléfonos móviles llamada MapMyRun y se realiza un análisis cluster, con el fin de localizar tramos viarios en intervalos de tiempo con características similares. En “*Spatio-Temporal Congestion Patterns in Urban Traffic Networks*” (Felix Rempe, 2016) se emplean datos GPS, esta vez aportados por una flota de vehículos privados que reportan su posición GPS periódicamente a un servidor, y se

realiza análisis de patrones.

Por último, la tesis doctoral de Carlos Martínez (Martínez, 2012) para realizar el análisis espacio-temporal utiliza funciones basadas en distancias y splines y las compara con el krigado espacio-temporal.

## 1.6 Objetivos del trabajo

El objetivo del presente TFG es realizar un análisis espacio-temporal de la movilidad en la ciudad de Valencia, suministrando una herramienta útil para el análisis de la movilidad, que pueda ser utilizada por los gestores de infraestructuras públicas de transporte y por los responsables de nuevas iniciativas tales como las flotas de vehículos compartidos (*free-float car sharing systems*) que aporte información útil para mejoras de los sistemas de transporte de dicha ciudad. En concreto, las pautas marcadas han sido:

1. Desarrollar una metodología que permita analizar los factores que influyen en la intensidad de tráfico ciclista y motorizado en las ciudades que disponen de sistemas de aforos del tráfico.
  - a) Desarrollar una herramienta de *web scraping* que permita extraer información de portales de datos abiertos de tráfico e información meteorológica y construir bases de datos para ser analizadas con sistemas de información geográfica.
  - b) Identificar la información disponible de estadística pública que sea relevante para el estudio de la intensidad de tráfico.
  - c) Construir modelos estadísticos y geo-estadísticos de la intensidad de tráfico como función de variables espaciales y temporales, explorando las posibilidades de **ArcGIS**.
2. Aplicar la metodología a la ciudad de Valencia.

## 2 INFORMACIÓN DE PARTIDA Y ANÁLISIS PREVIO

*The city is a body and a mind, a physical structure as well as a repository of ideas and information.*

- David Byrne -

### 2.1 Datos espaciales

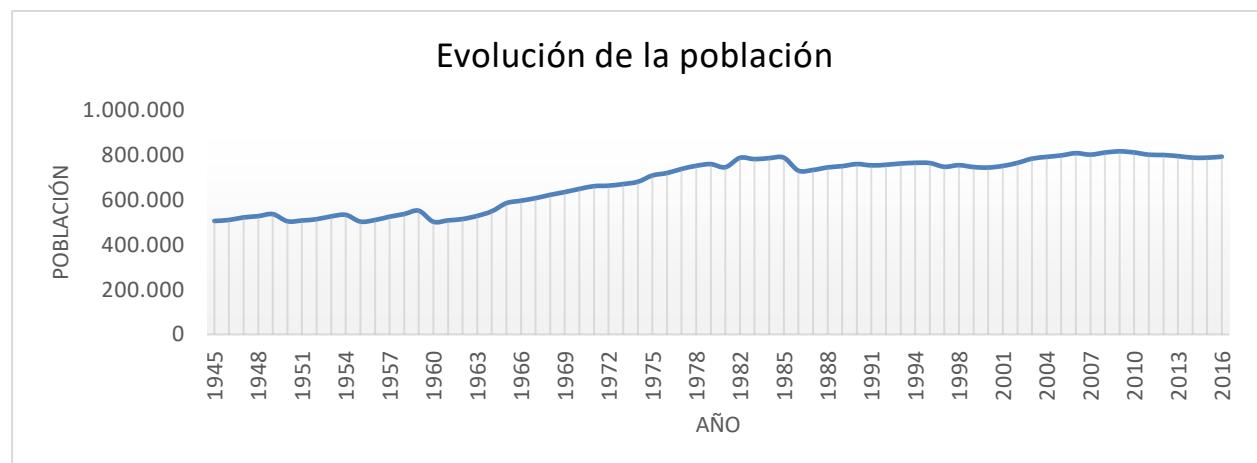
En base a las fuentes de información citadas en el capítulo anterior, se expone un breve análisis del estado de la ciudad de Valencia y las características de su movilidad. Para una profundización de los datos expuestos en el presente capítulo, en el Anexo I se exponen todos los datos alfanuméricos empleados. Así mismo cabe mencionar que para los mapas expuestos a continuación, así como para el trabajo en su totalidad, se han empleado coordenadas proyectadas ETRS89 UTM 30N.

#### 2.1.1 Población

La ciudad de Valencia se encuentra al este de la península ibérica, se trata de la capital de la Comunidad Valenciana, así como de la provincia homónima, y es la tercera ciudad más poblada de España tras Madrid y Barcelona. A fecha de 1 de enero de 2016 contaba con una población de 791.632 habitantes. (Instituto Nacional de Estadística, 2016).

La población creció notablemente durante las décadas de los 60 y 70, manteniéndose estable a lo largo de la última década.

Figura 2-1. Evolución de la población en la ciudad de Valencia



La ciudad queda dividida en 19 distritos, cuya población y extensión quedan representadas a continuación.

<b>Distrito</b>	<b>Población (hab)</b>	<b>Superficie (km2)</b>	<b>Densidad (hab/km2)</b>
Ciutat Vella	26.769	1,69	15.841,13
L'Eixample	42.406	1,73	24.467,80
Extramurs	48.287	1,97	24.491,21
Campanar	37.562	5,24	7.171,54
La Saïdia	46.818	1,94	24.087,60
El Pla del Real	30.116	1,69	17.791,62
L'Olivereta	48.221	1,99	24.244,88
Patraix	57.573	2,87	20.044,79
Jesús	52.261	2,98	17.509,42
Quatre Carreres	73.664	11,33	6.504,49
Poblats Marítims	57.590	8,48	6.792,85
Camins al Grau	65.119	2,37	27.505,94
Algirós	37.191	2,96	12.568,71
Benimaclet	29.096	1,57	18.527,50
Rascanya	52.749	2,63	20.063,08
Benicalap	45.460	2,22	20.515,82
Pobles del Nord	6.529	15,20	429,65
Pobles del Oest	13.993	2,01	6.957,76
Pobles del Sud	20.228	66,18	305,67

Tabla 2-1. Distritos y características principales

Quatre Carreres es el distrito más habitado seguido de Camins al Grau y ambos distritos se encuentran en la parte sureste de la ciudad. Sin embargo, si analizamos la población según la densidad medida en habitantes por km<sup>2</sup> (Figura 2-2), es la zona circundante al casco histórico la que tiene una mayor relación de habitantes por superficie y la concentración general de la población es mayor en la parte norte y suroeste de la ciudad, exceptuando el distrito de Camins al Grau que sigue destacando en densidad poblacional.

Es interesante ver cómo los distritos de mayor tamaño son los menos poblados. Se trata de Poblats del Nord y Poblats del Sud, zonas tradicionalmente agrarias que se han visto circundadas por la creciente evolución de la urbe. El caso del distrito sur es una excepción singular, pues alberga parte de la histórica albufera de la ciudad, actualmente considerada Parque Natural.

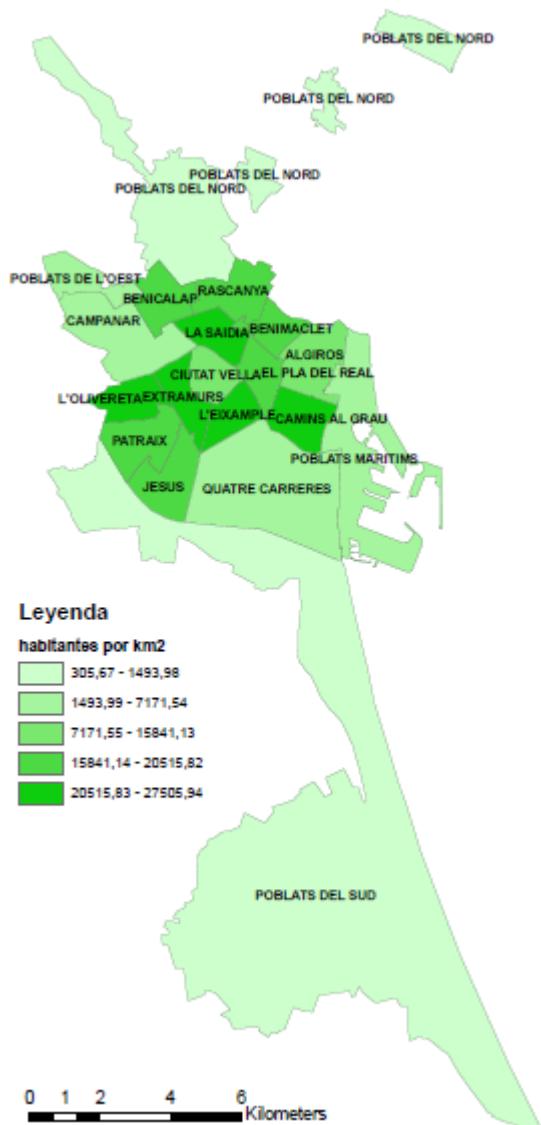


Figura 2-2. Densidad de población por distritos

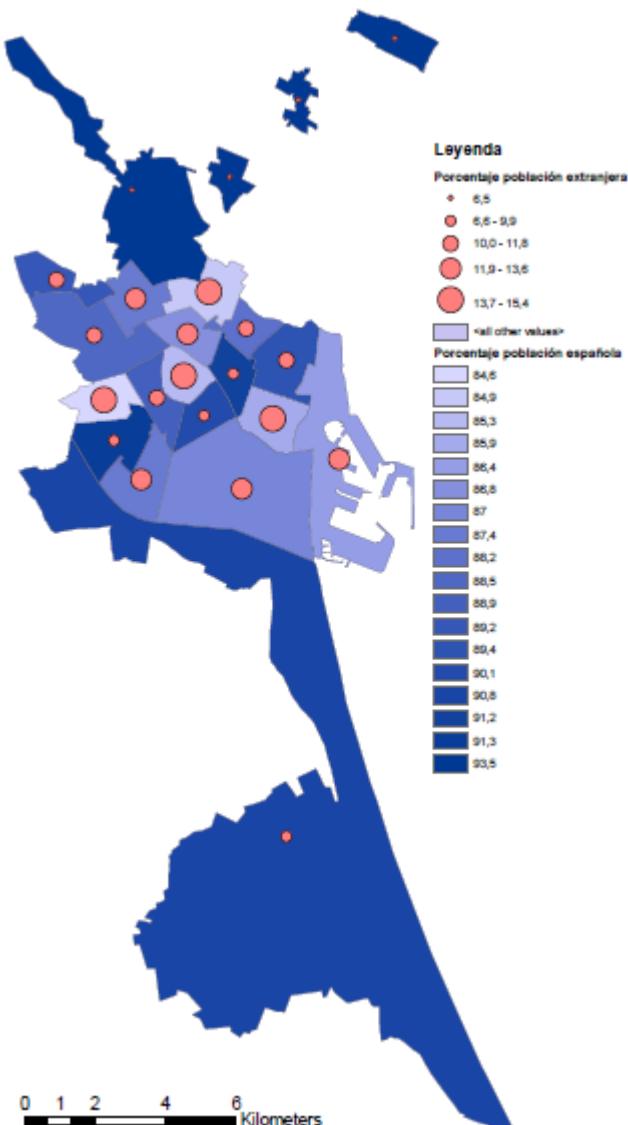


Figura 2-3. Población española y extranjera (%)

Si nos fijamos en la procedencia de la población, precisamente las mencionadas zonas rurales son las que cuentan con un mayor porcentaje de población autóctona mientras que el centro histórico de la ciudad junto con los distritos de Rascanya y L'Olivereta son aquellos con un mayor porcentaje de extranjeros.

Si atendemos a la diferenciación por sexo (Figura 2-4), existe un mayor número de mujeres que de hombres en el total de la población y a nivel de distritos siempre predomina el género femenino, estando casi igualados en los distritos más rurales del norte y del sur.

En cuanto a la edad poblacional (Figura 2-5), los distritos más céntricos tienen un mayor porcentaje de población de más de 65 años y los distritos más al extrarradio tienen mayor población infantil. Por otro lado, el amplio rango de población entre 16 y 64 años es similar en todos los distritos, rondando entre un 62% y 67% del total del distrito.

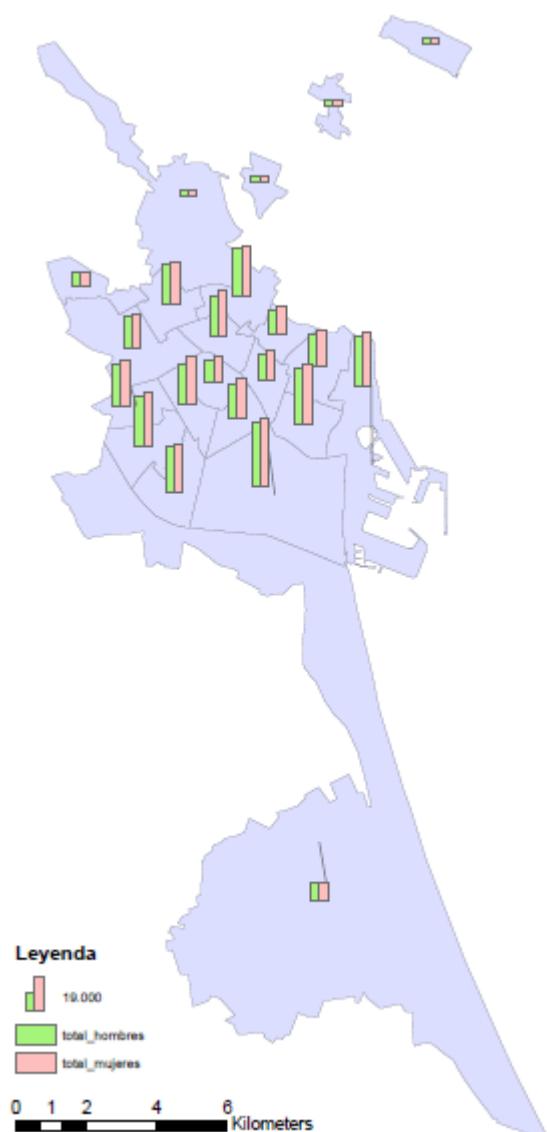


Figura 2-4. Población de hombres y mujeres

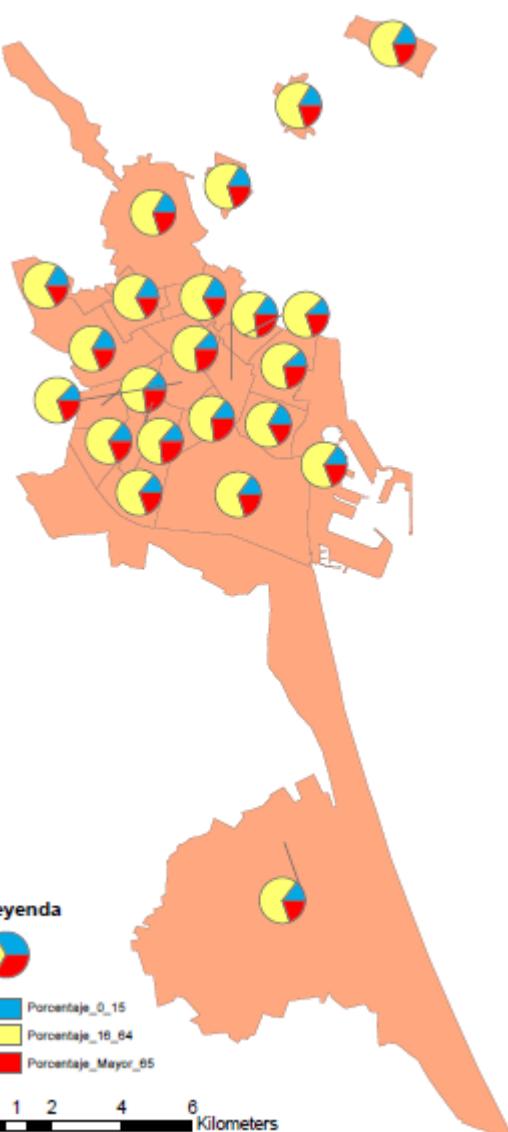


Figura 2-5. Población por rango de edad

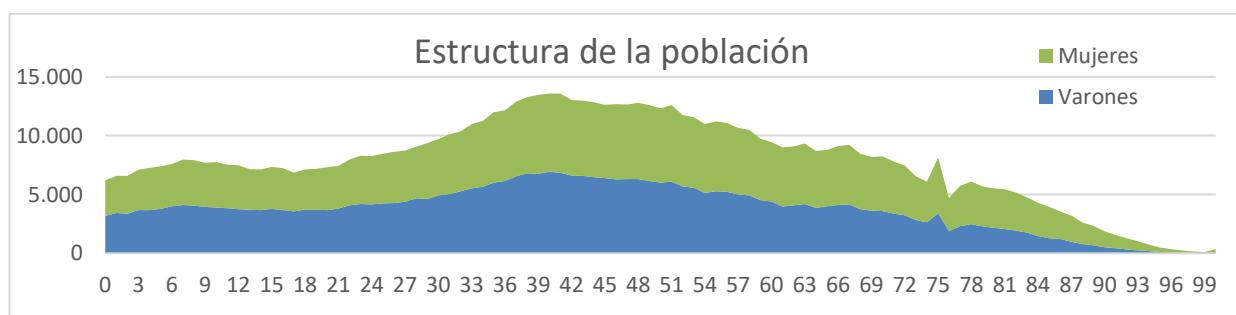


Figura 2-6. Estructura de la población según edad y sexo

## 2.1.2 Elementos de transporte

Los principales servicios de transporte público existentes en la ciudad son las líneas de autobuses urbanos de la EMT, el servicio de bicicleta pública Valenbisi y el metro y el tranvía que están gestionados conjuntamente por la empresa Metrovalencia.

El servicio de bicicletas públicas de Valencia, Valenbisi, fue instalado en junio de 2010 y actualmente cuenta con 275 estaciones repartidas por toda la ciudad, dando un servicio total de 2.750 bicicletas a sus usuarios. (Ayuntamiento de Valencia, s.f.)

Sin embargo, podemos ver en la figura 2-7 que los distritos Poblats del Nord y Poblats del Sud no cuentan con estaciones de Valenbisi. Cabe destacar la amplia red de carril bici con la que cuenta la ciudad, aunque nuevamente los distritos del norte y sur quedan aislados.

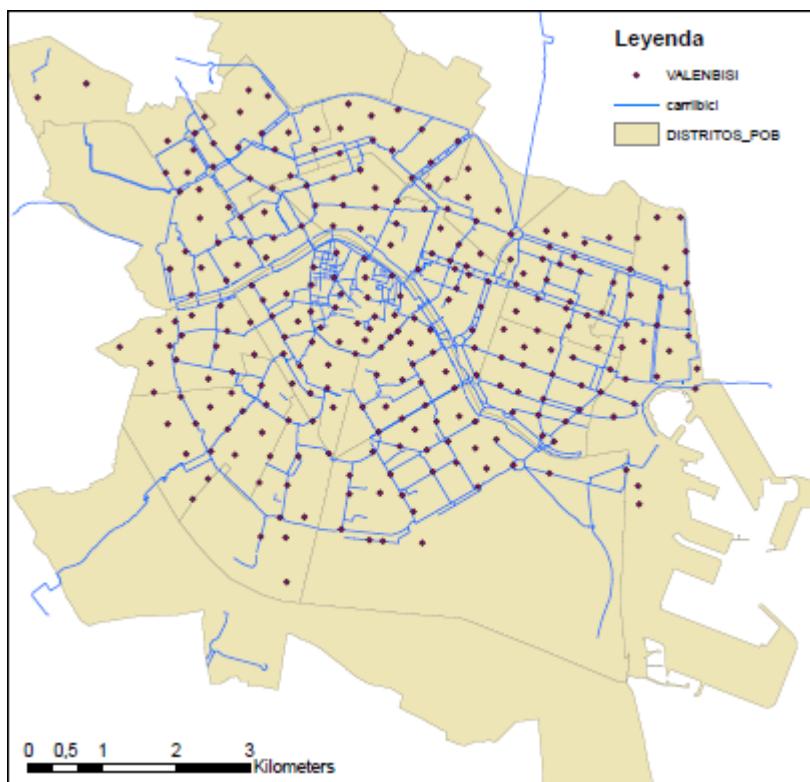


Figura 2-7. Carril bici y estaciones de Valenbisi

Los distritos de Ciutat Vella, Campanar y Algirós son aquellos que cuentan con un mayor servicio de bicicleta pública en función de su población, y junto con El Pla del Real forman una barrera transversal casi coincidente con los jardines del Turia donde la oferta del servicio es mayor.

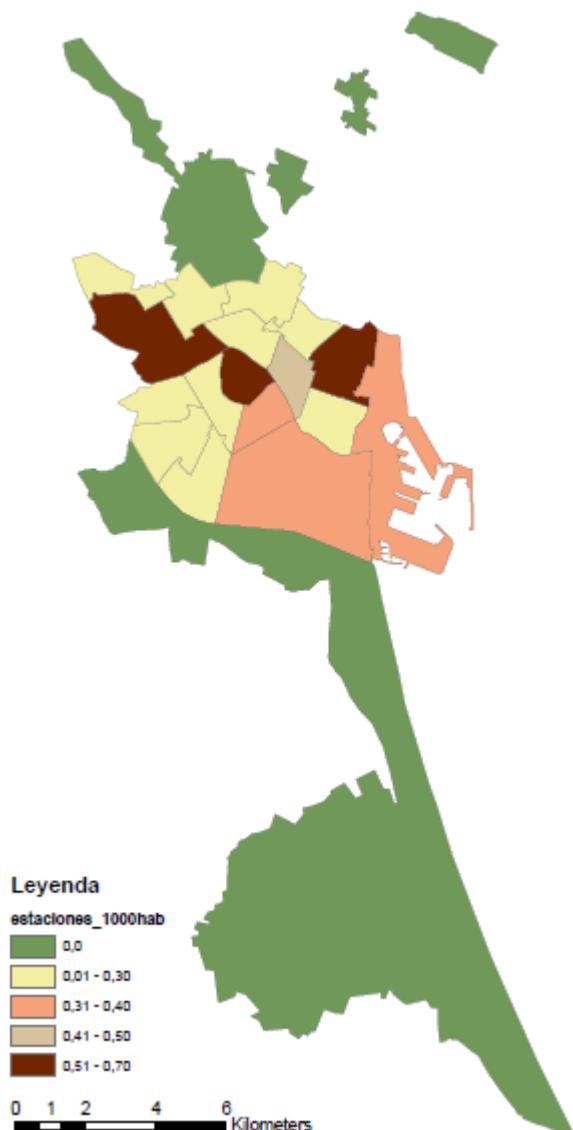


Figura 2-8. Estaciones de Valenbisi por mil habitantes

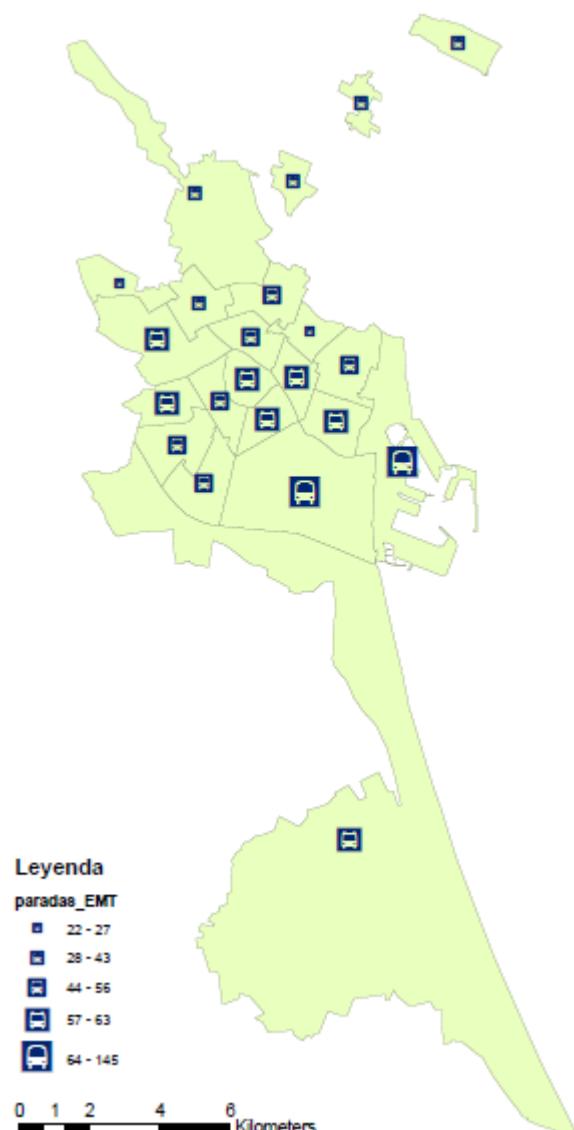


Figura 2-9. Paradas EMT por distrito

Si nos fijamos en los servicios de autobús que ejecuta la Empresa Municipal de Transportes (EMT), la parte este de la ciudad es la que cuenta con un mayor número de paradas y que en este caso, los distritos norte y sur tienen una mayor relación entre paradas y habitantes. (Figuras 2-9 y 2-11)

Pese a que tienen mayor relación paradas/habitante la realidad es que conforme nos alejamos del centro de la ciudad, la accesibilidad en función de la oferta existente disminuye.

Podemos ver esta disminución del servicio de una manera clara en la figura 2-10. Destacamos el hecho de que, de un total de 59 líneas existentes, sólo 3 líneas pasan por Poblats del Nord y 7 por Poblats del Sud.

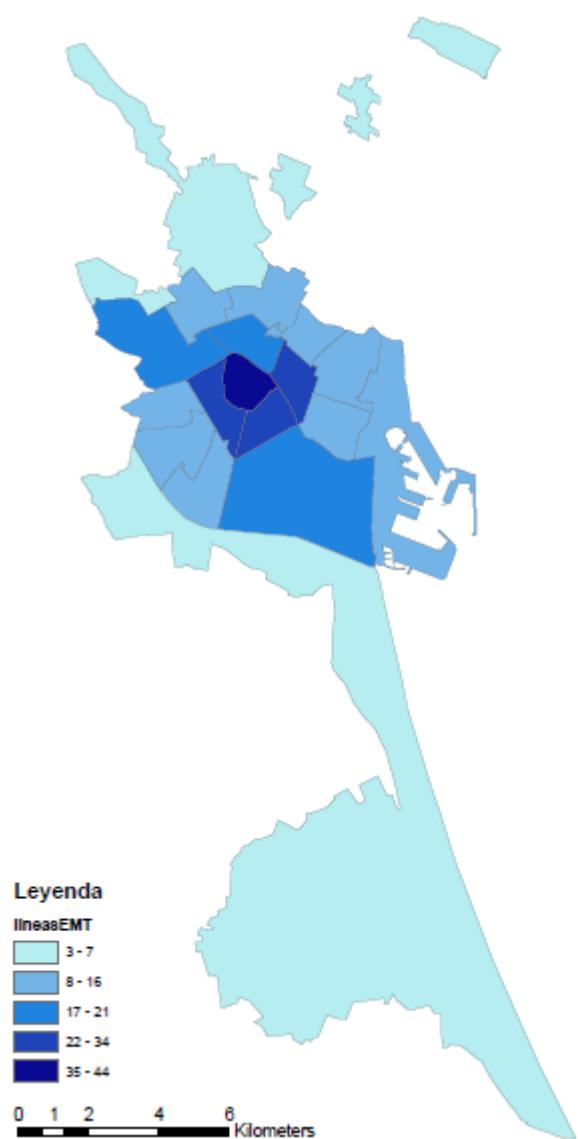


Figura 2-10. Nº de líneas EMT por distrito

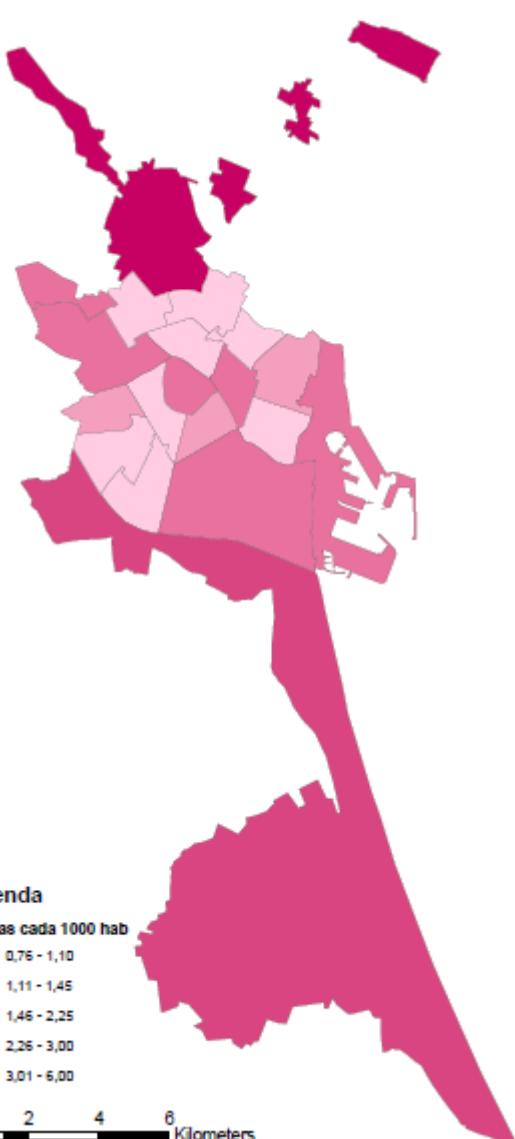


Figura 2-11. Paradas EMT por cada 1000 habitantes

En lo que se refiere al transporte urbano por metro y tranvía, Valencia cuenta con 9 líneas, 137 estaciones y un total de 156,3 kilómetros de red. (Ferrocarrils de la Generalitat Valenciana, 2017)

En la figura 2-12 vemos los recorridos de cada línea en la ciudad de Valencia y parte de su área metropolitana.

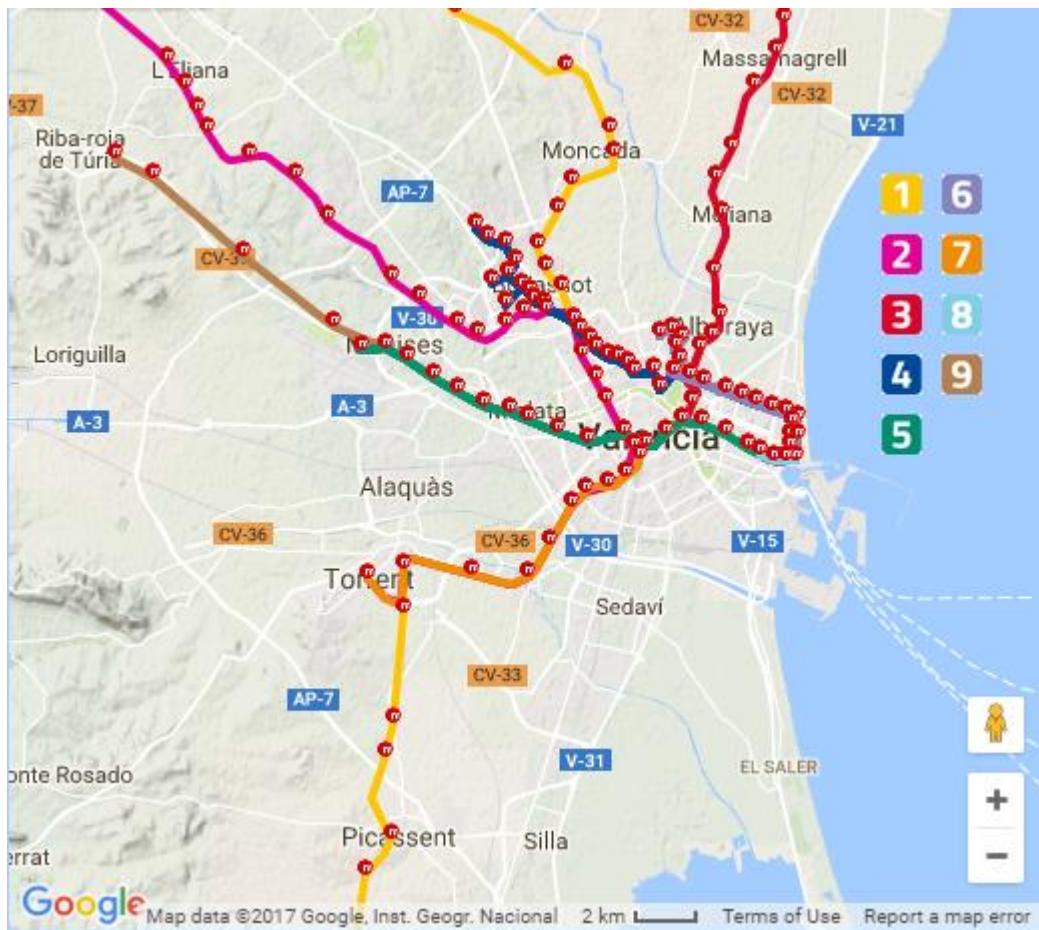


Figura 2-12. Plano red de metrovalencia

Tabla 2-2. Líneas del metro de Valencia

Líneas	Cabeceras	Kilómetros	Estaciones / Paradas	Tipo de linea
1	Bétera / Villanueva de Castellón	72,15	40	Metro
2	Llíria / Torrent Avinguda	39,45	33	Metro
3	Rafelbunyol / Aeroport	24,70	26	Metro
4	Mas del Rosari, Ll.Llarga Terramelar / Dr. Lluch	17,00	33	Tranvía
5	Marítim-Serrería / Aeroport	13,30	18	Metro
6	Tossal del Rei / Marítim-Serrería	3,60	21	Tranvía
7	Marítim-Serrería / Torrent Avinguda	15,50	16	Metro
8	Marina Reial Joan Carles I / Marítim-Serrería	1,23	4	Tranvía
9	Alboraya Peris Aragó / Riba-Roja de Túria	24,86	22	Metro

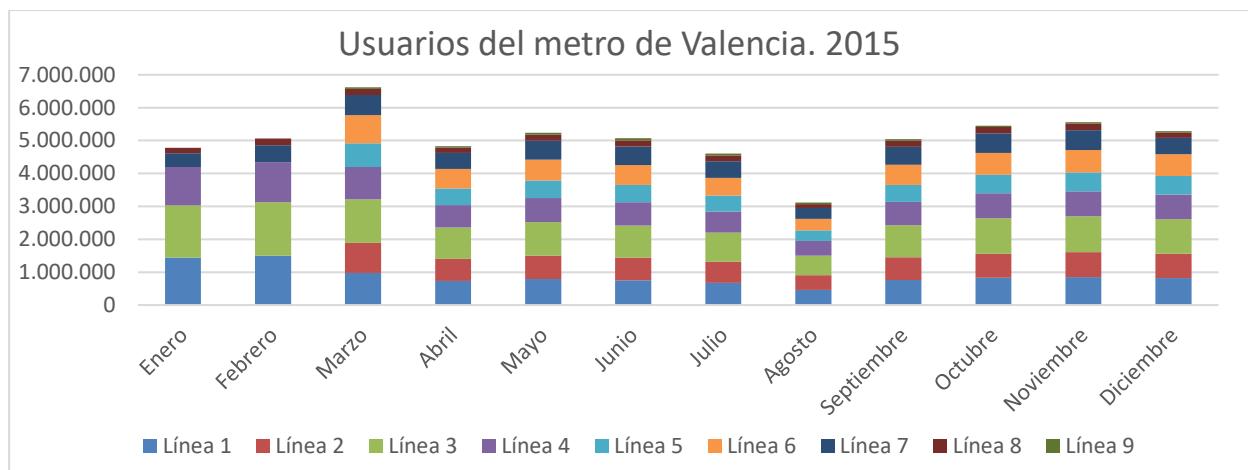


Figura 2-13. Usuarios del metro de Valencia según línea y mes

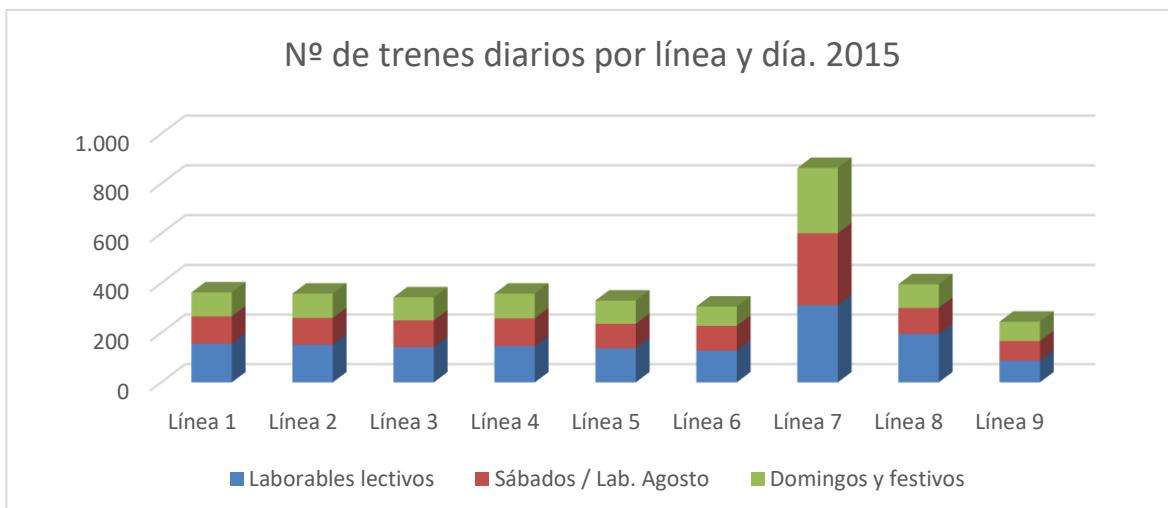


Figura 2-14. Trenes diarios por línea y día

Del total de 137 estaciones, destacaremos a continuación aquellas que contaron con más de 1,5 millones de usuarios en 2015 como estación de origen.

Tabla 2-3. Estaciones con más de 1,5 millones de usuarios en origen en 2015

Línea	L3, L5, L9	L3, L5, L7, L9	L3, L5, L9	L1, L2	L3, L9	L1, L2	L3, L5, L9
Estación	Xàtiva	Colón	Àngel Guimerà	Túria	Facultats	Pl. d'Espanya	Mislata
<b>Total usuarios</b>	4.445.178	3.980.832	1.968.481	1.912.079	1.807.372	1.718.794	1.573.666

Todas las estaciones se corresponden con líneas de metro, la parada de tranvía con mayor número de usuarios en origen fue la parada Marítimo-Serrería, con un total de 1.135.790 usuarios. En esta confluyen el final de las líneas 5 y 7 de metro y las líneas 6 y 8 de tranvía.

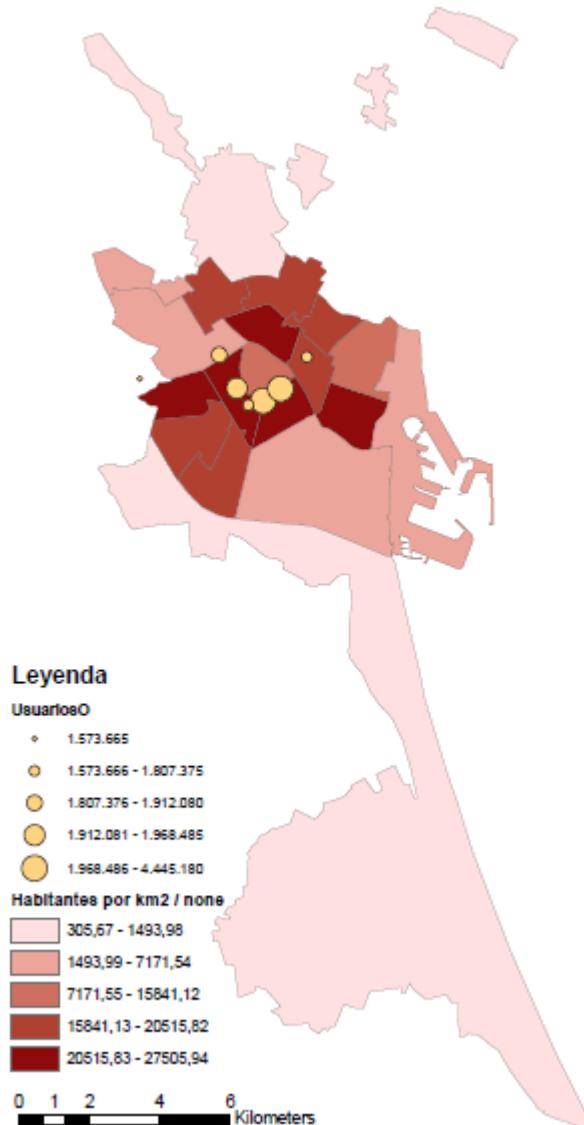


Figura 2-15. Principales paradas de metro

En cuanto al transporte privado, nos fijaremos en el parque de vehículos automóviles. Según la estadística municipal, el parque de vehículos a final de 2015 se componía de un total de 472.923 automóviles, de los cuales el 74,15% eran turismos.

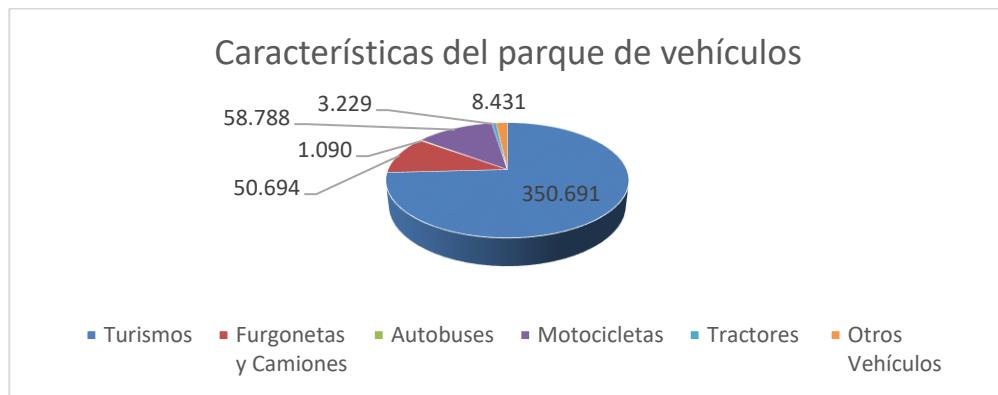


Figura 2-16. Parque de vehículos de la ciudad de Valencia

El censo de conductores se componía de 449.546 individuos, obteniendo así un ratio general de 0,91 vehículos/conductor considerando únicamente turismos y motocicletas.

En cuanto a la antigüedad media del parque de vehículos nos remitimos a datos de la DGT, donde se establece para finales de 2015 una edad media total de 10,4 años.

Tabla 2-4. Antigüedad del parque de vehículos

Tipo de vehículo	Ciclomotores	Motocicletas	Turismos	Furgonetas	Camiones
Antigüedad media (años)	12,5	9,5	10,1	11,5	11,9

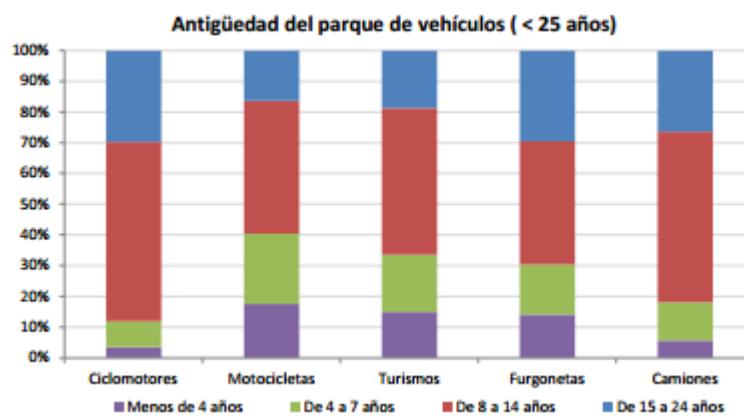


Figura 2-17. Antigüedad del parque de vehículos. (Dirección General de Tráfico, s.f.)

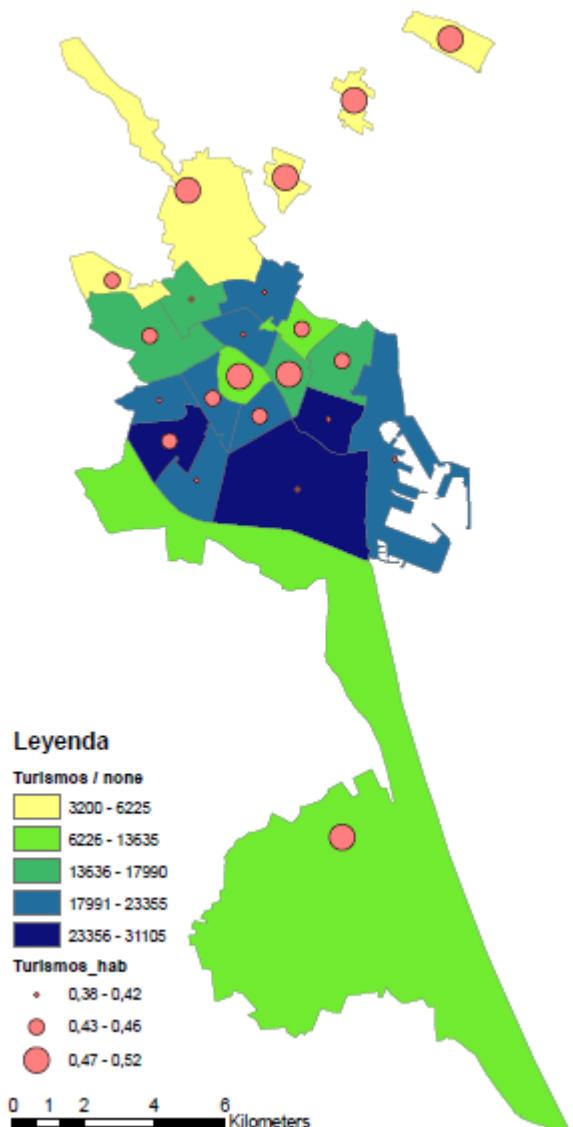


Figura 2-18. Turismos por distrito y habitante

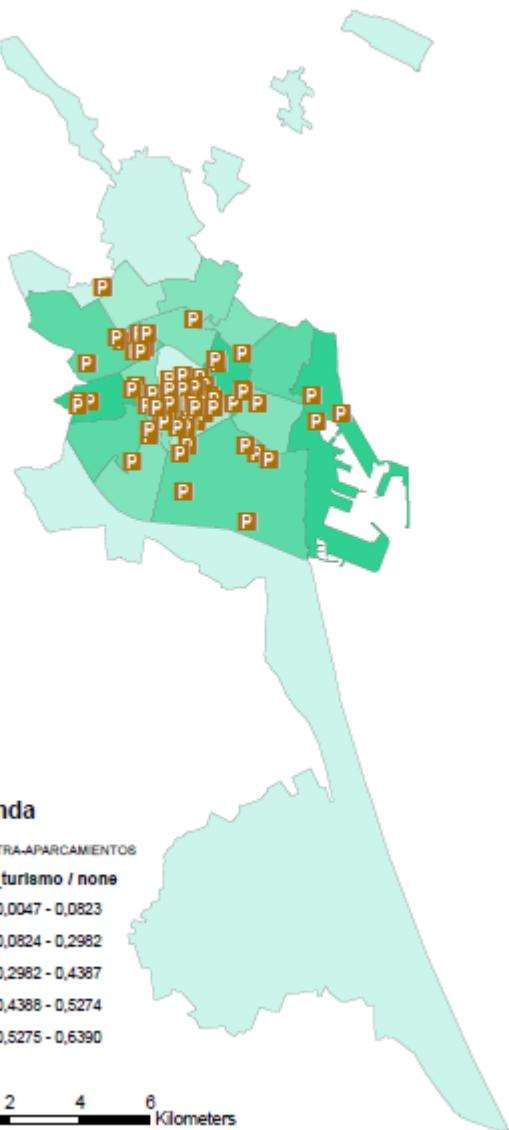


Figura 2-19. Plazas de aparcamiento y parkings

### 2.1.3 Centros atractores

Para poder comprender y conocer con profundidad las características de la movilidad urbana, es necesario el estudio de los centros atractores que se encuentran en la ciudad. Entendemos el término de centros atractores como edificios, zonas o entornos que, debido a las actividades que acogen o servicios que prestan, aglomeran a la población y son fuente de muchos trayectos.

En este trabajo nos centraremos en los principales centros atractores asociados a sanidad, educación y transporte, contabilizando su influencia a grandes rasgos y con precisión aproximada. Realizar un estudio en profundidad de estos fenómenos de generación y atracción de viajes excede el alcance de este documento.

### 2.1.3.1 Centros Sanitarios

Los hospitales y centros sanitarios son lugares que atraen a personas y, por defecto, provocan desplazamientos de la población dentro de la ciudad. En la ciudad de Valencia existen 7 hospitales públicos y 6 centros hospitalarios privados. Asimismo, cuenta con 30 centros de salud y 27 consultorios de atención primaria, entre otros muchos centros y establecimientos sanitarios. (Ayuntamiento de Valencia, 2016) Nos remitiremos como fuente de información únicamente a los centros hospitalarios y clínicas de mayor importancia, junto con su número de camas.

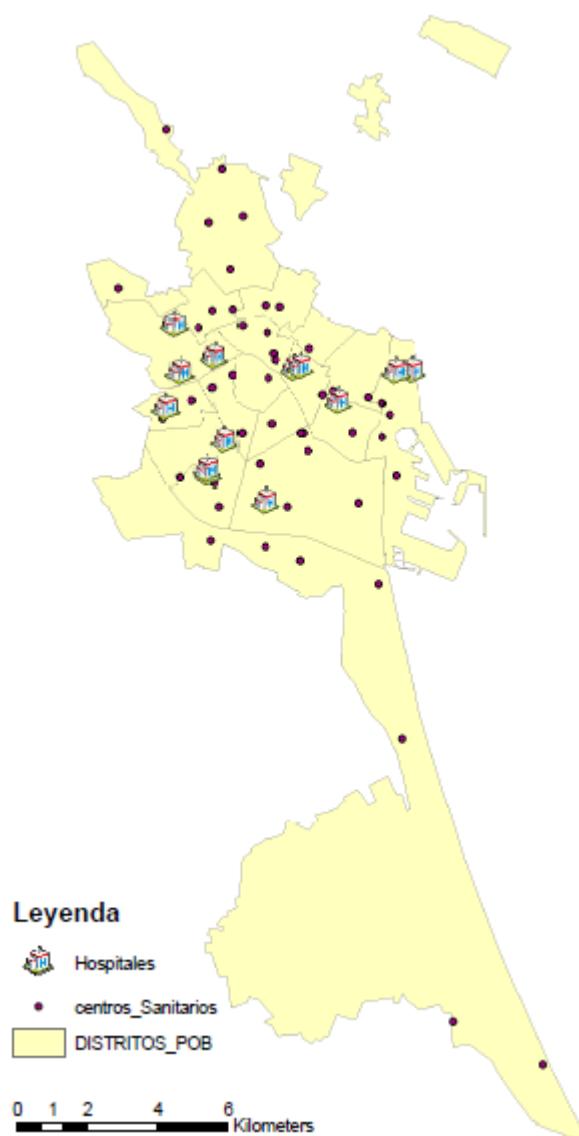


Figura 2-20. Centros sanitarios

Tabla 2-5. Centros Hospitalarios según finalidad y número de camas. (Ministerio de Sanidad, Servicios Sociales e Igualdad, 2015)

Centro sanitario	Dependencia funcional	Finalidad asistencial	Camas instaladas
<b>Hosp. Clínico Universitario</b>	Consejería de Sanidad	General	582
<b>Hosp. Malva-rosa</b>	Consejería de Sanidad	Quirúrgico	33
<b>Hosp. Arnau de Vilanova</b>	Consejería de Sanidad	General	288
<b>Hosp. Universitario La Fe</b>	Consejería de Sanidad	General	1.050
<b>Hops. General Universitario</b>	Consejería de Sanidad	General	503
<b>Hosp. Dr. Peset Aleixandre</b>	Consejería de Sanidad	General	525
<b>Hosp. Pare Jofrè</b>	Consejería de Sanidad	Geriatría/Larga estancia	125
<b>Inst. Valenciano de Oncología</b>	Privado benéfico	Oncológico	140
<b>Hosp. Virgen del Consuelo</b>	Privado	General	156
<b>Hosp. Valencia al Mar</b>	Privado	General	70
<b>Hosp. 9 de Octubre</b>	Privado	General	300
<b>Clínica Casa de Salud</b>	Privado benéfico	General	192
<b>Clínica Quirón de Valencia</b>	Privado	General	79

### 2.1.3.2 Centros de educación

En la ciudad de Valencia, durante el curso 2015/2016 hubo un total de 110.718 alumnos escolarizados entre preescolar y bachillerato. Esto supone un 14% de la población de la urbe.

En concreto, para las diferentes etapas se tiene:

Tabla 2-6. Nº de alumnos según nivel educativo

Fase escolar	Infantil	Primaria	ESO	Bachillerato
Nº de alumnos	28.436	42.728	28.094	11.460

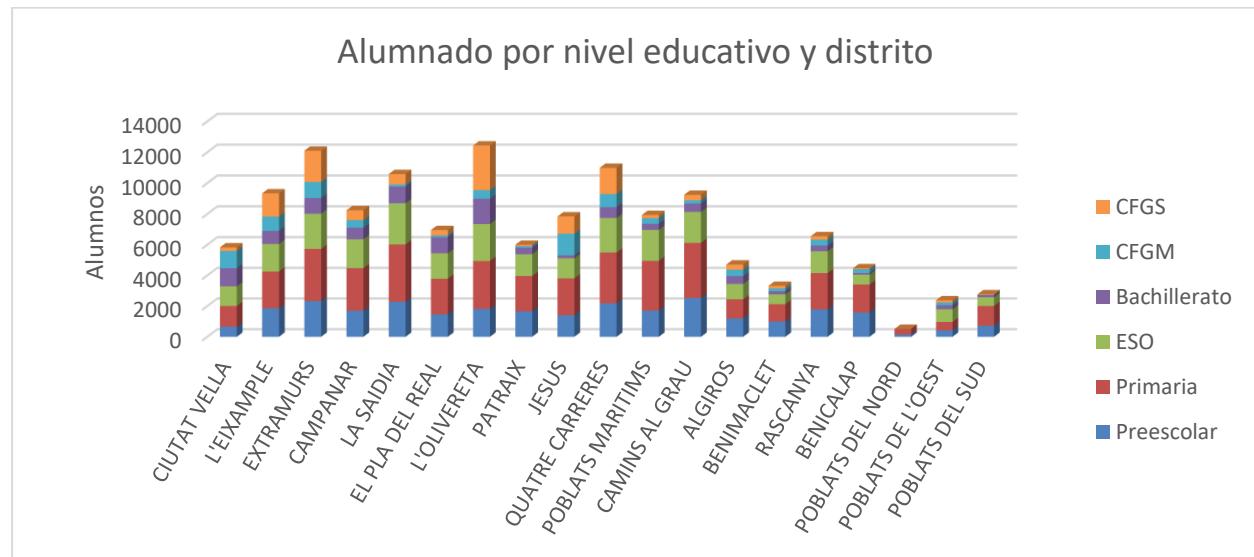


Figura 2-21. Alumnado según distrito y nivel educativo

Podemos observar en la Figura 2-22 como el alumnado de primaria es el más numeroso en casi todos los distritos, seguido del alumnado de preescolar y ESO que están muy igualados.

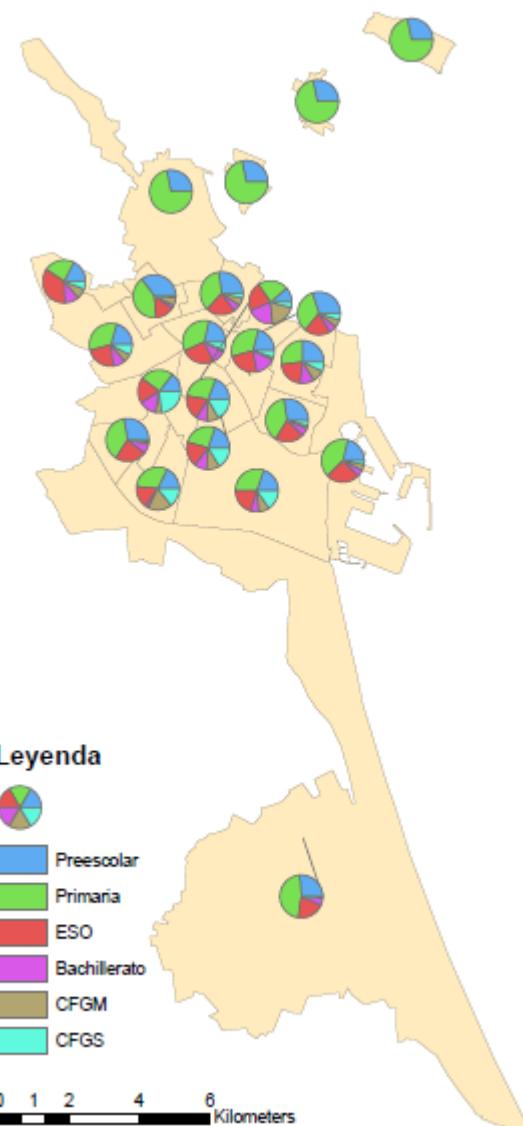


Figura 2-22. Alumnado por nivel educativo

En cuanto a universidades, nos remitiremos a las dos universidades públicas con las que cuenta la ciudad: la Universidad Politécnica de Valencia y la Universidad de Valencia. No se han considerado los centros privados por tener menores dimensiones, ni la Universidad Nacional de Educación a Distancia por ser un centro al que no acude a diario el alumando.

En total los alumnos matriculados durante el curso 2015/2016 en estos centros ascienden a 59.967.

Tabla 2-7. Alumnado UPV y UV curso 2015/2016

Centro	Nº de alumnos matriculados
<b>Universidad Politécnica de Valencia</b>	19.347
<b>Universidad de Valencia</b>	40.620

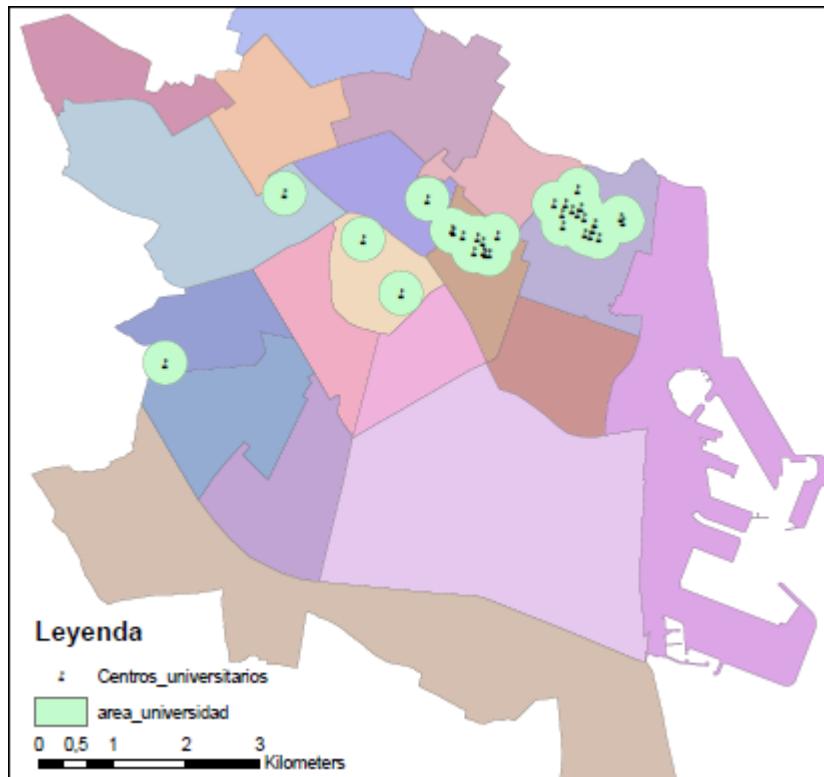


Figura 2-23. Centros universitarios y área de influencia a 300 metros

### 2.1.3.3 Centros de Transporte

Acogeremos en esta sección las principales estaciones de autobús y de trenes de la ciudad. La principal estación ferroviaria es la Estación del Norte, situada en pleno centro de la ciudad y que contó con un total de 10.564.249 de usuarios durante el año 2016. Estos se repartieron de forma equitativa entre trayectos de origen y de destino, con 5.348.245 y 5.216.004 usuarios respectivamente.

En cuanto a la estación de autobuses, se encuentra junto al curso del río Turia en el cruce de dos vías principales de la ciudad.

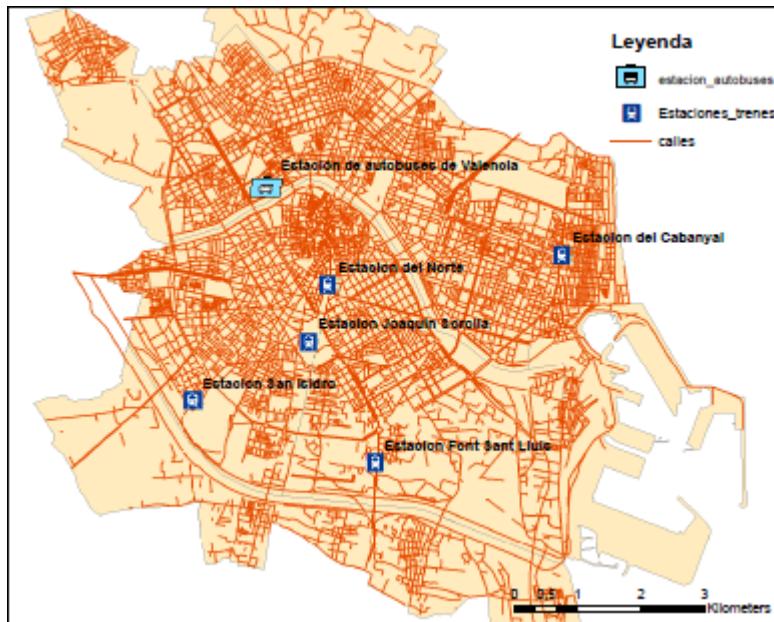


Figura 2-24. Principales estaciones ferroviarias y de autobuses

## 2.2 Características de la movilidad

Nos basaremos en este apartado en el Plan de Movilidad Urbana Sostenible (PMUS) de la ciudad de Valencia publicado en diciembre de 2013.

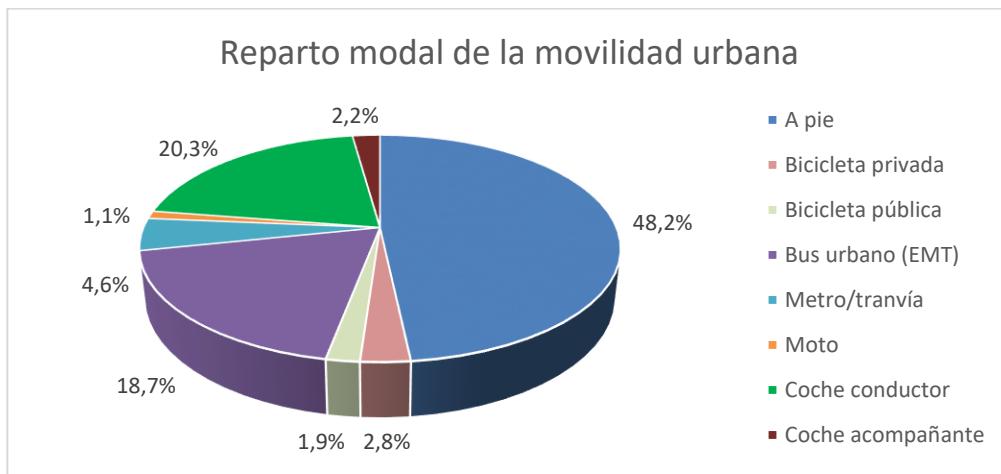


Figura 2-25. Reparto modal de la movilidad urbana

Debido al clima y extensión de la ciudad, casi la mitad de los movimientos urbanos son realizados a pie, y más de la mitad de los desplazamientos se realizan de forma sostenible.

Nos centraremos en la movilidad en superficie, ya que será la principal influyente en las intensidades de tráfico rodado y de bicicleta, base del análisis del presente trabajo.

### 2.2.1.1 Movilidad por bicicleta

La movilidad ciclista suponía un 4,76% del reparto modal de la ciudad según datos de 2012. Las mayores intensidades de tráfico de bicicleta se dan en las zonas universitarias de la ciudad, en el paseo del río y la avenida del puerto. En cuanto a las relaciones Origen-Destino, sigue siendo la zona universitaria la principal protagonista, concentrando la mayoría de los desplazamientos. Sin embargo, existen otras zonas de la ciudad donde la bicicleta también tiene fuerte presencia.

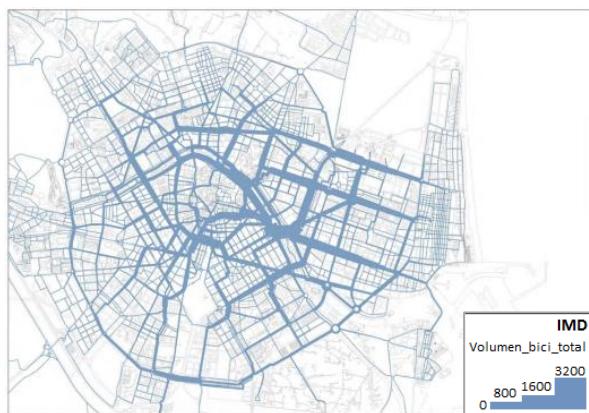


Figura 2-27. Intensidad media del tráfico de bicicletas

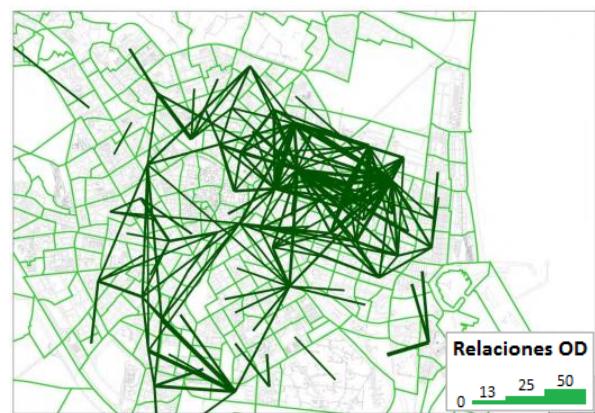


Figura 2-26. Relaciones O/D de bicicletas

Al diferenciar entre el uso de bicicleta pública y bicicleta privada, vemos cómo las principales relaciones O/D de la bicicleta privada están más extendidas por toda la ciudad y reflejan desplazamientos a nivel de barrios. Por otro lado, la bicicleta pública se concentra casi únicamente en la zona este de la ciudad, donde están ubicados los centros universitarios.

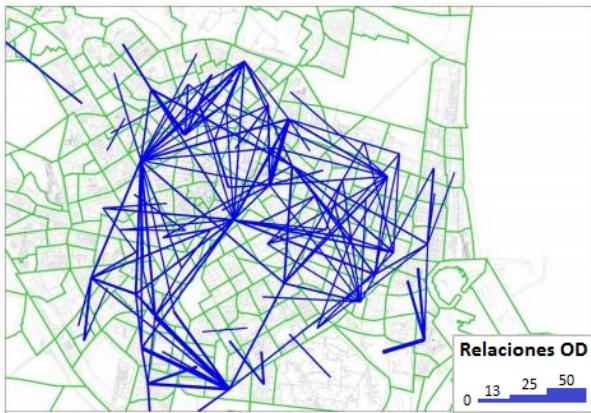


Figura 2-28. Relaciones O/D bicicleta privada

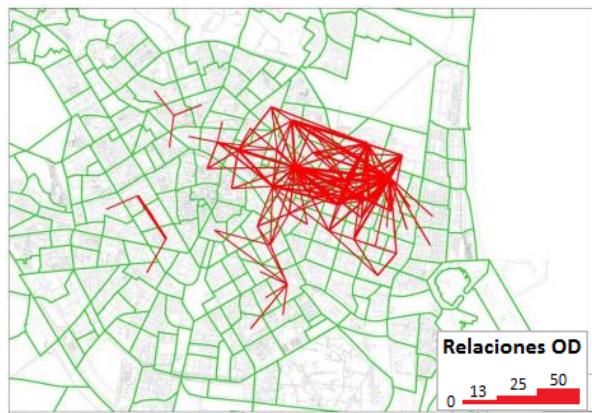


Figura 2-29. Relaciones O/D bicicleta pública

Por otro lado, cabe destacar la función como medio de transporte diario que ha adquirido la bicicleta en los últimos años. Es un medio empleado para los desplazamientos del día a día más que un elemento de ocio, aunque también tiene una presencia importante durante los días festivos. Destaca la marcada caída de viajes en agosto, nada fuera de lugar teniendo en cuenta que es el principal mes de vacaciones y durante el cual la ciudad ve reducida su población de forma considerable.

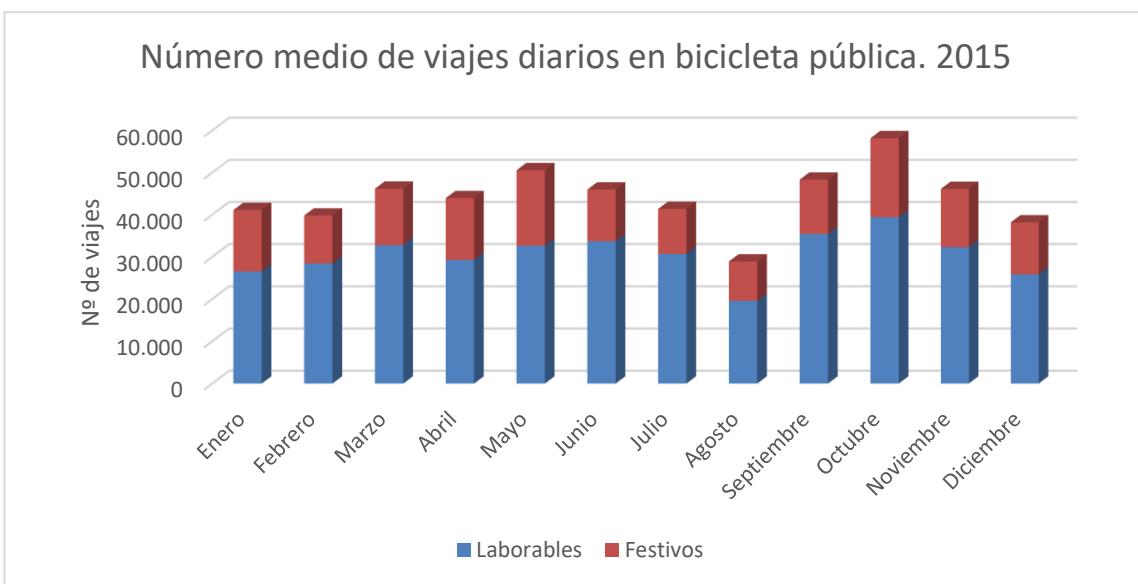


Figura 2-30. Nº medio de viajes diarios en bicicleta pública según mes

### 2.2.1.2 Movilidad por autobús

El uso del autobús como medio de transporte ha descendido en la última década en la ciudad de Valencia y su servicio ha ido decreciendo, ajustándose a la demanda. En parte influido por la apertura de nuevas líneas de metro y por la crisis económica.

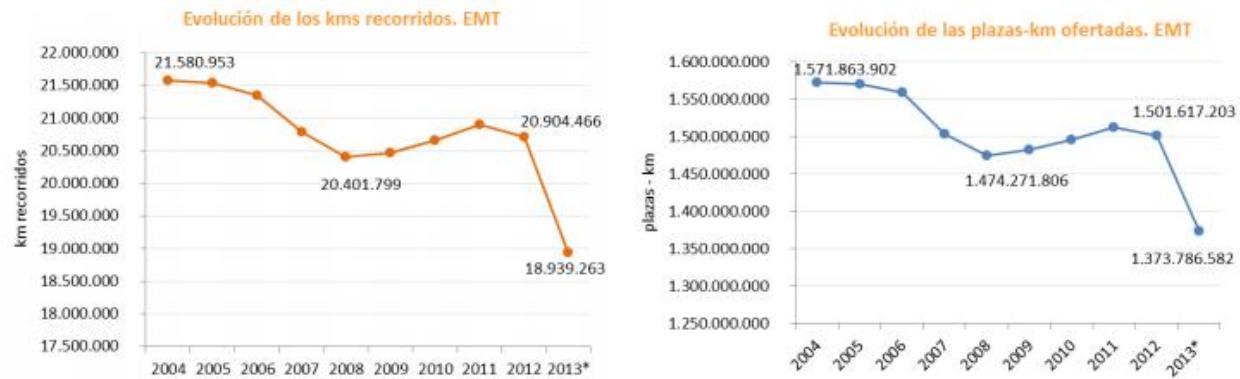


Figura 2-31. Evolución servicio EMT. Kilómetros y plazas. (Ayuntamiento de Valencia, 2013)

Según datos de la oficina de estadística del Ayuntamiento de Valencia en 2015 el servicio contaba con 59 líneas con un total de 761,4 kilómetros de recorrido y 404 autobuses diarios. En total se recorrieron 21.096.855 km en dicho año, produciéndose un repunte en la evolución anual y alcanzando valores similares al año 2006.

Si nos fijamos en los viajeros por línea, son la L2, L81, L89 y L90 las que mayor número de pasajeros obtienen con diferencia. Mientras que las líneas L20 y L23 sólo funcionan en periodo estival.

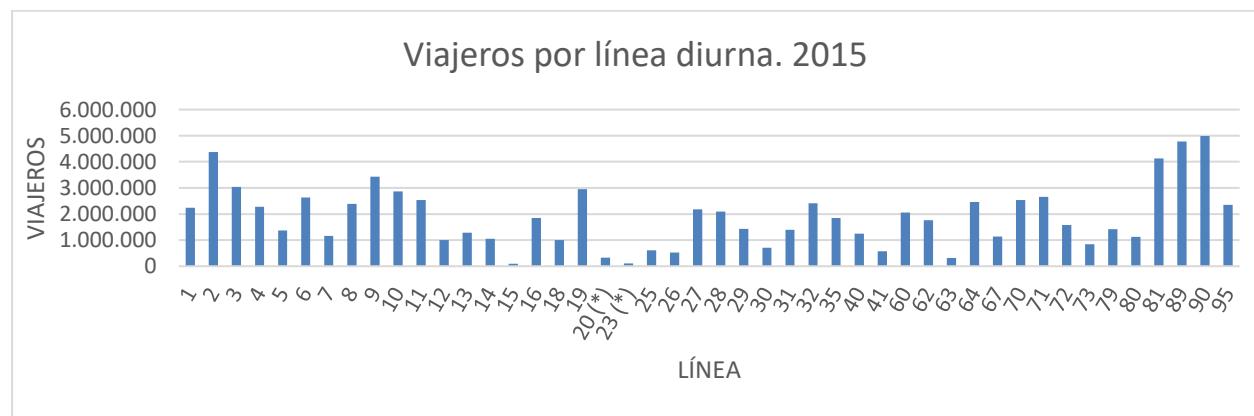


Figura 2-32. Usuarios anuales de las líneas diurnas de autobús urbano

Nos fijaremos en los recorridos de dichas líneas, que hemos obtenido a través del geoportal que ofrece la web de la EMT de Valencia.

Las líneas 89 y 90 son líneas circulares por la ronda de tránsitos, elementos indispensables de conexión y accesibilidad de los barrios.

Por otro lado, la línea 81 conecta la principal estación de la ciudad, ubicada en pleno centro de la urbe, con la zona universitaria.

Finalmente, la línea 2 atraviesa de este a oeste el entorno urbano, dando acceso a la playa y al centro histórico desde cualquier punto de acceso a la línea.

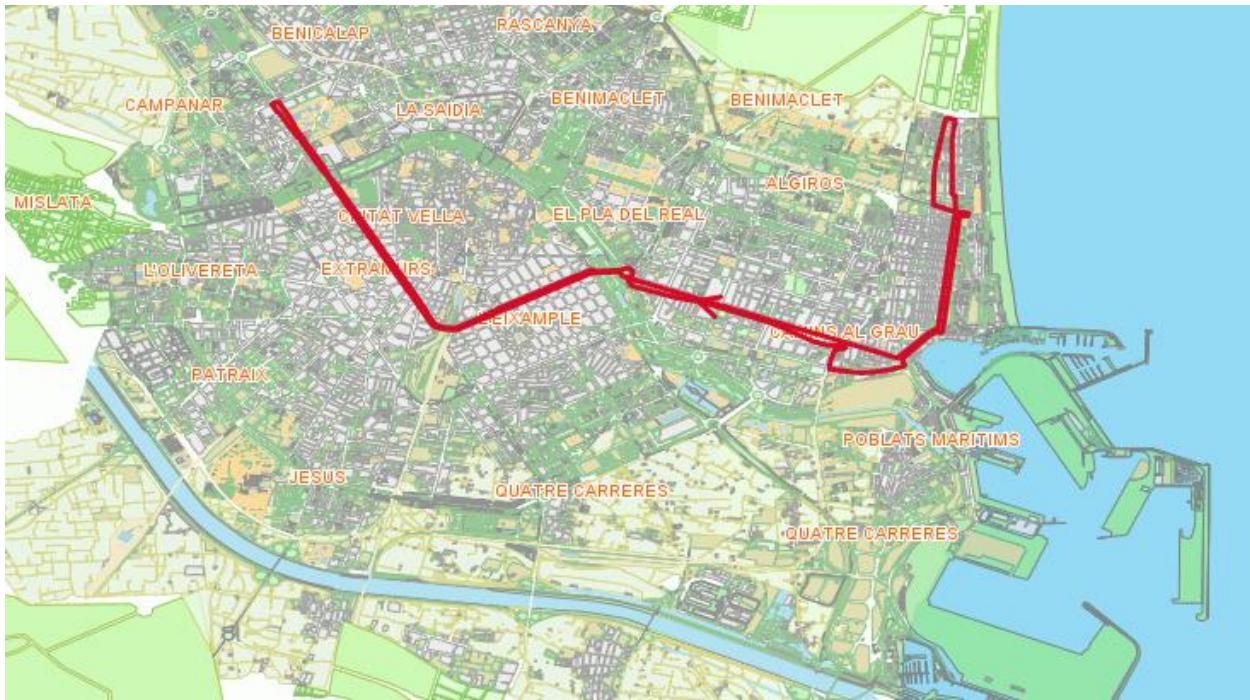


Figura 2-33. Recorrido de la Línea 2, Malva rosa – Campanar. (EMT, s.f.)

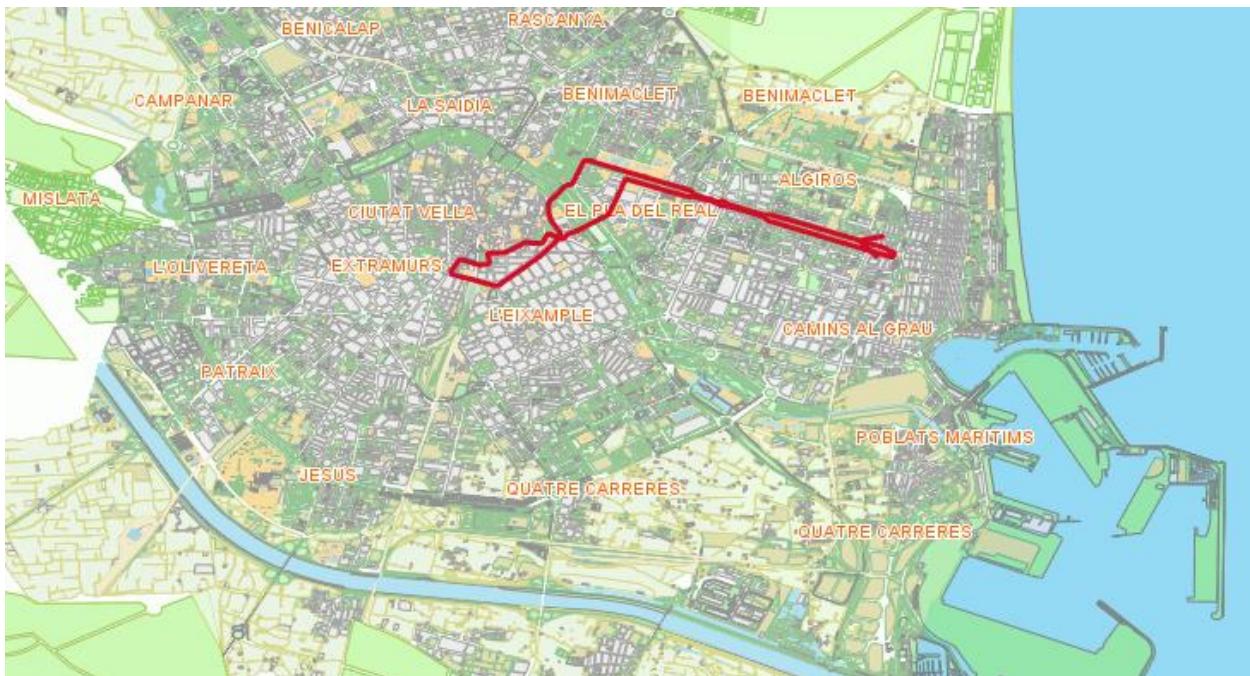


Figura 2-34. Recorrido de la Línea 81, Estación del Norte – Blasco Ibañez. (EMT, s.f.)

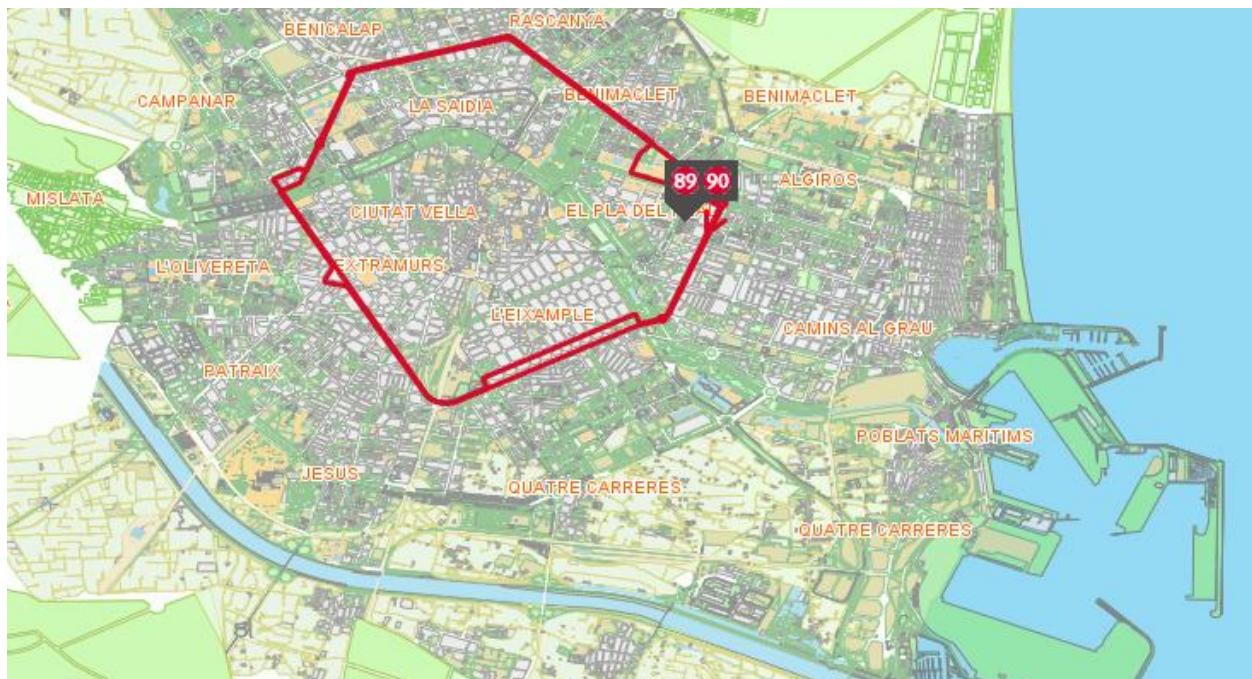


Figura 2-35. Recorrido de las líneas 89 y 90, Circulares. (EMT, s.f.)

Anteriormente comentábamos el aumento de servicio realizado de 2015, alcanzando valores de 2006 en kilómetros recorridos. El repunte y mejora del servicio público de autobús también se ve reflejado en la demanda. Podemos ver como se ha producido un suave aumento de usuarios del servicio de autobuses en 2016 respecto al año anterior en todos los meses exceptuando el mes de enero, que se mantiene similar.

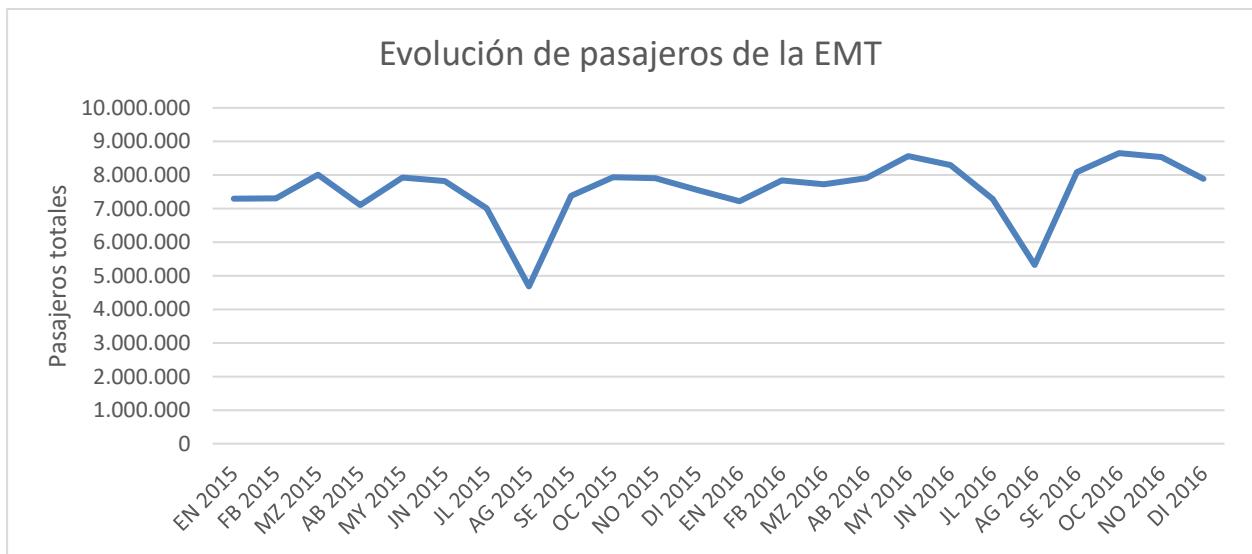


Figura 2-36. Evolución de los usuarios del transporte público de autobús

## 2.3 Datos de tráfico y clima

Como se mencionó anteriormente, los datos de tráfico empleados en este trabajo se han obtenido a través del Portal de Transparencia y Datos Abiertos del Ayuntamiento de Valencia. Este sitio web permite la descarga de datos en tiempo real de la situación de intensidad del tráfico tanto de vehículos motorizados como de bicicletas. Se trata de las mediciones de espiras electromagnéticas ubicadas por toda la ciudad, que aportan como datos el ángulo de representación del sentido de la circulación en el punto de medida, la fecha y hora de la medida y la intensidad horaria de vehículos.

Debido a la imposibilidad de obtener un histórico de datos de dichos aforos, se decidió diseñar un método de descarga que permitiera recopilar la información y crear nuestra propia base de datos.

Además de los datos del tráfico, se descargan datos climáticos del Servicio de Información Meteorológica de OGIMET. En concreto se recopila información sobre temperaturas diarias, precipitaciones, humedad relativa, velocidad y dirección del viento. Estos datos se emplearán posteriormente en el análisis estadístico.

Cabe destacar que pese a ser un paso o ejercicio previo al propio estudio, la toma de datos tiene una vital importancia para el éxito del mismo. Una correcta y minuciosa preparación y filtrado de los datos evitarán incongruencias en los resultados y problemas posteriores en los desarrollos geo-estadísticos de la información. Este es el principal motivo y justificación del presente capítulo, así como la transparencia en las bases del estudio.

### 2.3.1 Creación de la base de datos

Para poder obtener una base de datos lo suficientemente grande como para realizar un estudio fiable y veraz se desarrolló un programa autónomo de descarga de datos en **R**.

**R** es un entorno y lenguaje de programación de software libre enfocado al análisis estadístico. Se trata de un proyecto colaborativo y abierto en el que los usuarios participan en el desarrollo del mismo, añadiendo paquetes de trabajo con funciones específicas.

Para la descarga autónoma de datos se ha empleado la herramienta “Programador de tareas” de Windows junto con los scripts desarrollados en **R**, que contienen funciones de las librerías *XML*, *lubridate*, *xlsx* y *RCurl* (Ver anexo II). El programa desarrollado solicita los datos a la web con una frecuencia horaria, los descarga y los acumula en un documento. Posteriormente se realiza la fase de depuración, consistente en el filtrado y organización eficiente de la información para el uso posterior con ArcGIS.

- Uso del Programador de tareas:

Esta aplicación del sistema Windows nos permite programar la ejecución de nuestros scripts de **R**, permitiendo así descargar periódicamente los datos necesarios para el estudio. Describiremos brevemente el procedimiento seguido:

1. Desde la pantalla de inicio de la aplicación, clicamos en *Crear tarea...*

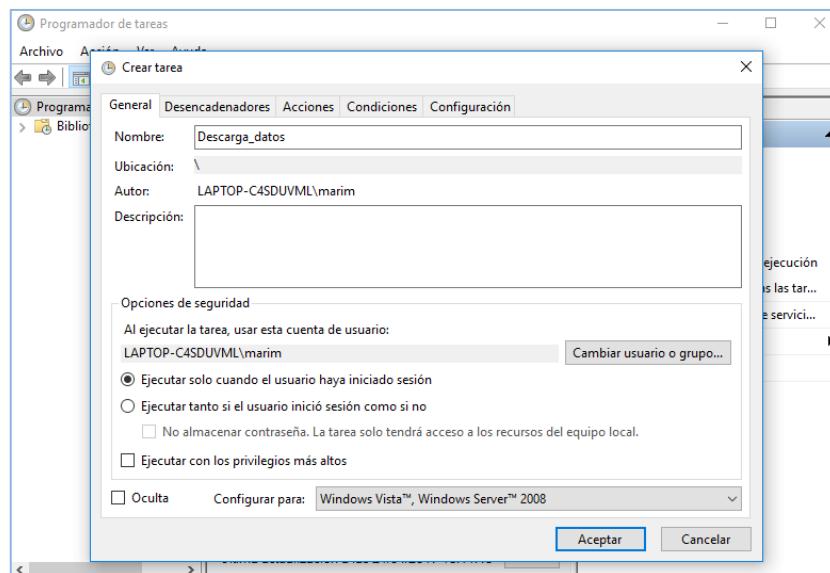


Figura 2-37. Programador de tareas (I)

2. A continuación se fija la periodicidad y los límites temporales.

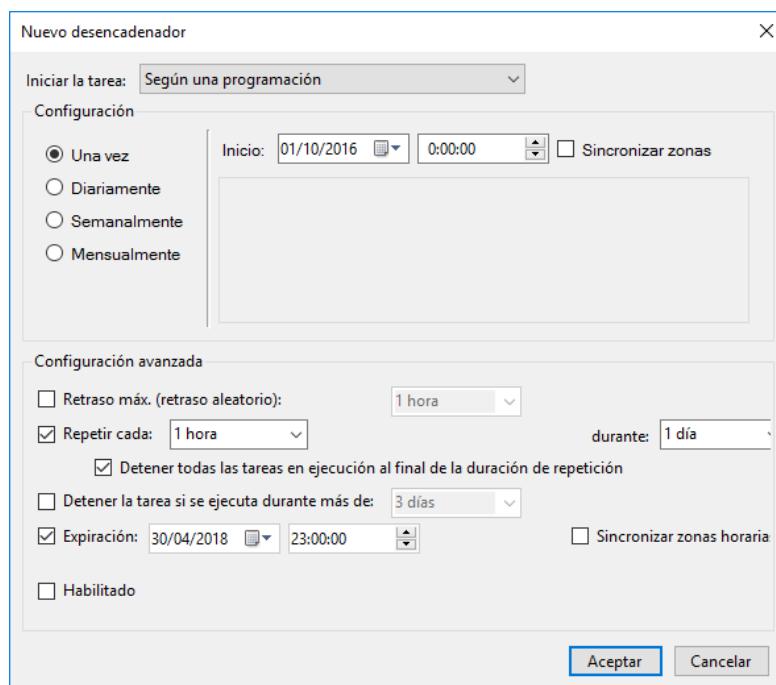


Figura 2-38. Programador de tareas (II)

3. Finalmente se le indica el script a ejecutar.

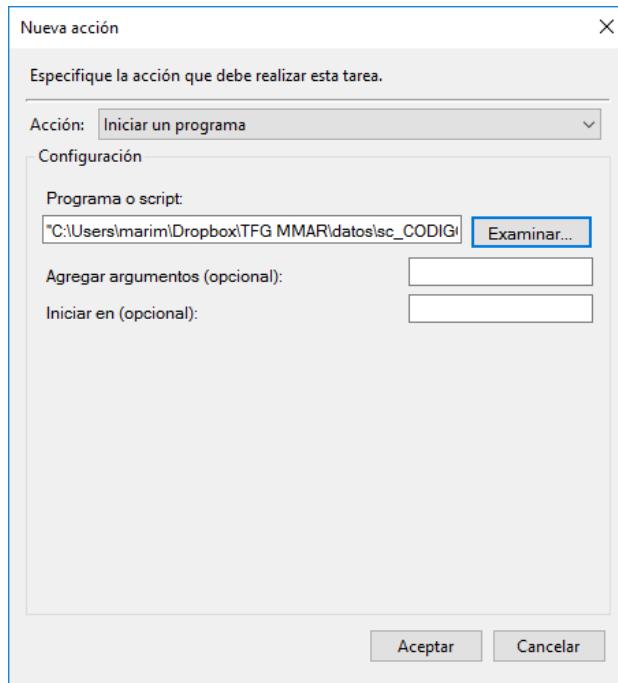


Figura 2-39. Programador de tareas (III)

- Librerías utilizadas en scripts para la creación de la base de datos:
  - XML: herramienta que permite analizar y generar XML en R.
  - Lubridate: paquete destinado a facilitar el trato de fechas en los archivos.
  - xlsx: permite la lectura, creación y edición de archivos de Excel.
  - RCurl: interfaz general para la consulta vía http, ftp...

### 2.3.2 Fase de depuración

Existen 61 puntos de medida de intensidad de tráfico de bicicletas repartidos por la ciudad (Figura 2-40), siendo los distritos de Poblats del Nord, Poblats de l'oest, Benicalap, Rascanya, Benimaclet y Poblats del Sud aquellos que no cuentan con ningún medidor en su superficie.

Del registro total se eliminan dos de los puntos de medida, los denominados con los códigos 1544 y 2810. Esto se debe a la falta de datos en sus medidas, lo que haría poco representativos los resultados obtenidos de las mismas. Por tanto, nos quedamos con 59 puntos de medida de intensidad de tráfico de bicicletas para el estudio.

Respecto a los puntos de medida de tráfico rodado (Figura 2-41), hay instalados 1175 medidores presentes en todos los distritos, aunque la presencia de los mismos es mínima en Poblats del Nord, Poblats de l'oest y Poblats del Sud.

Para ambos conjuntos de datos, se procedió a homogeneizar las horas de registro. Esto se hizo pasando a horas enteras los registros, teniendo en cuenta la hora de la medida y despreciando los minutos. Así, una medida tomada a las 23:15 se cataloga dentro de la hora 23:00. Asimismo, se eliminaron todos los duplicados existentes y una vez obtenidos los datos climáticos se juntaron con los de tráfico en dos archivos csv, uno para las bicicletas y otro para el tráfico rodado.

Se obtiene finalmente una base de datos con un registro temporal de 7 meses, desde el 1 de octubre de 2016 hasta el 30 de abril de 2017, con un registro total de 216.527 medidas para las bicicletas y de 4.750.569 para el tráfico motorizado.

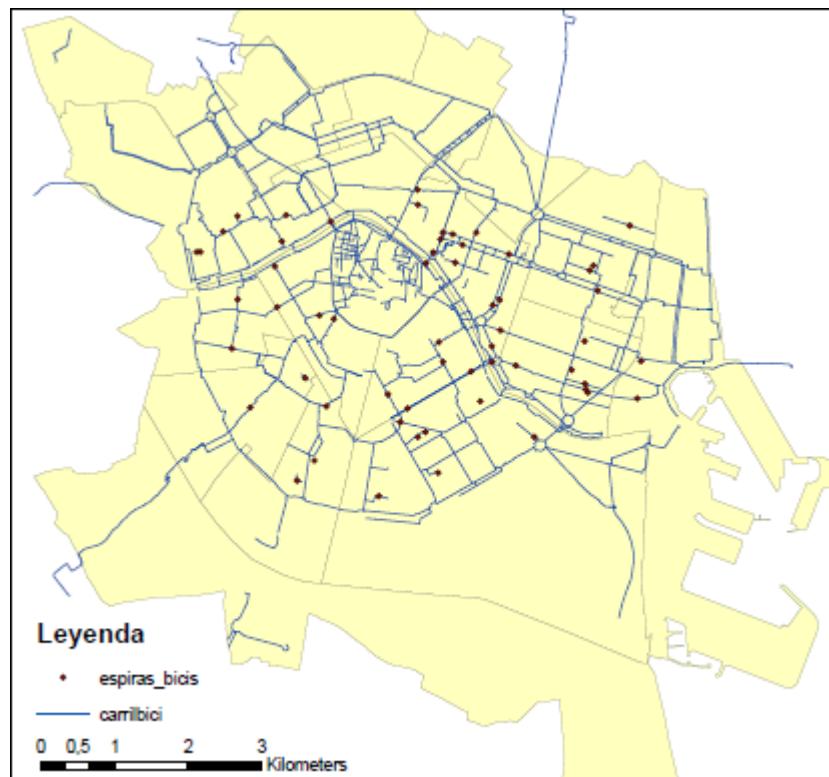


Figura 2-40. Ubicación de las espiras de bicicletas

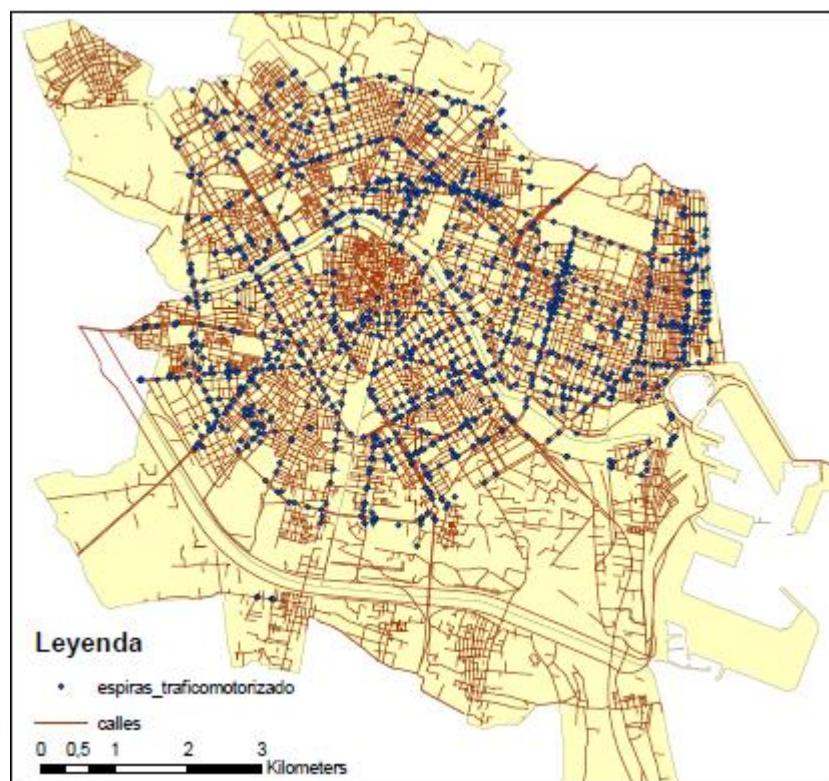


Figura 2-41. Ubicación de las espiras de tráfico motorizado



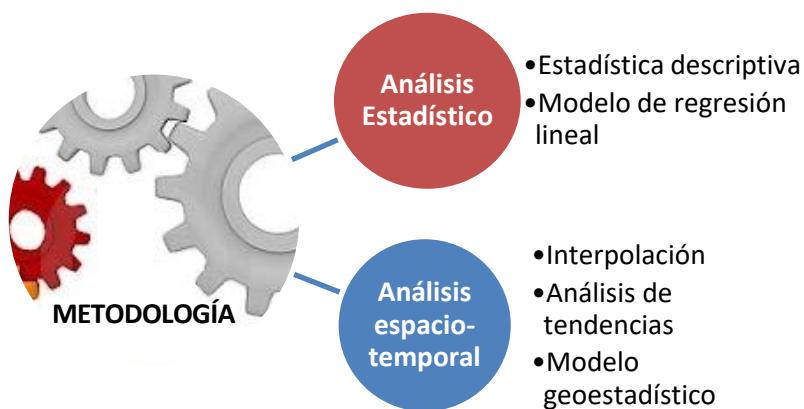
# 3 METODOLOGÍA

*La información es la gasolina del siglo XXI, y la analítica de datos el motor de combustión.*

-Peter Sondergaard-

Una vez realizado el análisis previo sobre la ciudad y su movilidad urbana, así como obtenidos los datos de tráfico, se comienza a desarrollar el estudio geoestadístico.

Dividiremos el análisis en dos apartados: análisis estadístico y análisis espacio-temporal.



## 3.1 Análisis estadístico

En un primer momento, se hace un análisis descriptivo de la información, obteniendo series temporales.

Se decide trabajar con los valores medios del registro obtenido a dos niveles: medias horarias para cada espira y medias genéricas. Empleando como herramientas de procesamiento de datos los paquetes Excel y R, se obtienen los datos necesarios a emplear, en concreto se emplean funciones del paquete base de R y tablas dinámicas de Excel.

En segundo lugar, se procede a realizar un modelo de regresión lineal de la muestra, con el fin de obtener un modelo explicativo de los factores que influyen en la intensidad del tráfico. Dicho modelo se realiza a través de R, empleando la función *lm* (linear models) del paquete base, y el script empleado puede ser consultado en el Anexo III.

El modelo de regresión lineal multivariable es un modelo estadístico básico y comúnmente empleado en modelos de demanda de transporte. Viene expresado de la forma:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \cdots + \beta_k X_{ki} + u_i$$

Dónde:

$Y$  = Variable dependiente, variable que queremos predecir

$X_i$  = Variables explicativas del modelo

$\beta_i$  = elasticidades

$u_i$  = errores

En forma matricial:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{u}$$

$$\mathbf{Y} = \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \dots \\ Y_n \end{pmatrix}, \quad \mathbf{X} = \begin{pmatrix} 1 & X_{21} & \dots & X_{k1} \\ 1 & X_{22} & \dots & X_{k2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & X_{2n} & \dots & X_{kn} \end{pmatrix}, \quad \boldsymbol{\beta} = \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \dots \\ \beta_k \end{pmatrix}, \quad \text{y} \quad \mathbf{u} = \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \dots \\ u_n \end{pmatrix}$$

Los coeficientes a estimar son las elasticidades, se trata de cantidades adimensionales que pueden ser positivas o negativas. Estos coeficientes expresan el cambio que se produce en la variable explicada (en nuestro caso la intensidad horaria de tráfico) cuando se produce un cambio relativo en la variable explicativa que lleva asociada.

Se empleará la aproximación por mínimos cuadrados, de manera que los parámetros estimados  $\hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_k$  sean aquellos que minimicen la suma de los cuadrados de los errores.

$$Q = \sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2 X_{2i} - \cdots - \hat{\beta}_k X_{ki})^2$$

Minimizando la función Q alcanzamos el sistema de ecuaciones normales:

$$\mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{X}'\mathbf{Y}$$

Dicho sistema nos permite obtener la expresión del estimador de mínimos cuadrados:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$$

Es importante establecer variables explicativas que no estén correlacionadas entre sí, ya que supondría la aparición de problemas por multicolinealidad en el modelo.

El modelo estimado obtenido queda de la forma:

$$\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}$$

Siendo

$$Y_i = \hat{Y}_i + \hat{u}_i, \quad i = 1, \dots, n$$

En nuestro estudio se realiza en primer lugar un modelo con todas las variables recopiladas, asociándolas de manera individual a cada elemento de la muestra de intensidades horarias. Muchas de las variables explicativas tienen carácter categórico y se introducen como variable dummy. Si una variable explicativa es categórica con C categorías, introduciremos C – 1 variables dummy para codificarla. Dichas variables adquieren valor 1 para cada elemento de la muestra que cumpla su condición, es decir, si queda dentro de la categoría pertinente. En caso contrario, la variable toma valor 0. De este modo, la categoría que no lleva asociada variable dummy es la que sirve de referencia.

El modelo establecido queda definido como sigue:

$$Y = \beta_0 + \boldsymbol{\beta}_e X + \boldsymbol{\beta}_d \Phi + \boldsymbol{\beta}_m \zeta + \boldsymbol{\beta}_h \psi + \boldsymbol{\beta}_w \omega + \beta_T T + \beta_t t + \beta_{tm} \delta + \beta_H H + \boldsymbol{\beta}_Z Z + \beta_V V + \beta_Q Q$$

Siendo en cada caso:

- **X**, espiras de medida. Variables que indican el punto de medida de la intensidad de tráfico correspondiente.

$$\boldsymbol{\beta}_e X = \sum_{i=2}^{n_{espiras}} \beta_{e_i} X_i$$

- **$\Phi$** , días. Variables que representan los días numéricos de la muestra menos el de referencia, en concreto el día 1 es el de referencia y la variable va desde el día 2 al 31.

$$\boldsymbol{\beta}_d \Phi = \sum_{i=2}^{31} \beta_{d_i} \Phi_i$$

- **$\zeta$** , mes. Variables dummies correspondientes a todos los meses que contiene la muestra menos el primero que es el de referencia.

$$\boldsymbol{\beta}_m \zeta = \sum_{i=2}^{n_{meses}} \beta_{m_i} \zeta_i$$

- **$\psi$** , hora. Variables dummies de las horas del día, tomando los valores desde 1 a 23. Las 0:00 horas es la hora de referencia.

$$\boldsymbol{\beta}_h \psi = \sum_{i=1}^{23} \beta_{h_i} \psi_i$$

- **$\omega$** , día de la semana. Variables dummies de los días de la semana que correspondan, siendo el domingo el día de referencia.

$$\boldsymbol{\beta}_w \omega = \sum_{i=lunes}^{s\uacute{a}bado} \beta_{w_i} \omega_i$$

- T, variable que aporta el valor de la temperatura máxima.
- t, variable que aporta el valor de la temperatura mínima.
- $\delta$ , variable que introduce el valor de la temperatura media.
- H, variable que indica la humedad relativa media.
- $Z$ , dirección del viento. Variable que indica el tipo de viento que corresponde a cada elemento de la muestra. En total están consideradas 16 direcciones distintas.

$$\beta_z Z = \sum_{i=2}^{n_{direcciones}} \beta_{z_i} Z_i$$

- V, velocidad del viento. Variable donde se indica la velocidad del viento.
- Q, precipitación. Variable con la que se determina la precipitación acumulada diaria.

El presente modelo se aplica a los datos de todas las estaciones de aforo del tráfico ciclista.

Para el tráfico motorizado se ha analizado la influencia temporal mediante el modelo:

$$Y = \beta_0 + \beta_d \Phi + \beta_m \zeta + \beta_h \psi + \beta_w \omega$$

Posteriormente, a modo de ilustración, se han estimado los modelos individuales para cada espira  $j$ , tanto de bicicleta como de tráfico motorizado, mediante modelos del tipo:

$$Y^j = \beta_0^j + \beta_d^j \Phi + \beta_m^j \zeta + \beta_h^j \psi + \beta_w^j \omega + \beta_T^j T + \beta_t^j t + \beta_{tm}^j \delta + \beta_H^j H + \beta_z^j Z + \beta_V^j V + \beta_Q^j Q$$

$$j = 1, \dots, n\_espiras$$

## 3.2 Análisis espacio-temporal

En el presente apartado continuamos con la elaboración de un modelo predictivo, considerando tanto la variable tiempo como espacio. Para ello utilizaremos dos herramientas distintas: **ArcGIS** y **R**.

### 3.2.1 ArcGIS

Para el análisis espacio-temporal con **ArcGIS** se decide emplear herramientas de interpolación con barreras y herramientas de análisis de tendencias.

#### 3.2.1.1 Herramienta Spline with barriers

Esta herramienta permite la interpolación de una superficie raster a partir de puntos aplicando un método de curvatura mínima. El método emplea una técnica de refinamiento de cuadrícula, tratando en cada momento la cuadrícula como una membrana elástica, que va aproximándose a una superficie de curvatura mínima en base a una serie de operadores de deformación iterativa, de forma lineal y convergente en base a los puntos de entrada y a las discontinuidades codificadas en las barreras. (ESRI, 2016)

Las barreras tienen que ser entidades poligonales o de polilínea. En nuestro estudio se emplea como barrera una capa lineal circundante al eje de las vías de tráfico. Tanto para el carril bici como para las calles se establece un área de influencia que, por motivos de visualización, tiene una distancia a los ejes viarios de 15 metros. La capa tipo polinomio obtenida se transforma en una capa tipo línea mediante la herramienta *Feature To Line*, del paquete *Data Management Tools*. Esta última capa lineal será nuestra barrera en el proceso de interpolación, ya que permitirá modelar las restricciones direccionales del tráfico, teniendo en cuenta la anisotropía propia del flujo de tráfico.

Para realizar las interpolaciones se crearon 96 capas puntuales con la intensidad horaria media, diferenciando entre días laborables y días de fin de semana. En definitiva, una capa por cada hora, tipo de día y según fuera tráfico de bicicletas o motorizado.

### 3.2.1.2 Herramienta Hot Spot Analysis

Se trata de una herramienta de análisis de puntos calientes. Dado un conjunto de entidades, identifica puntos calientes y puntos fríos estadísticamente significativos mediante la estadística de Gi\* de Gestis-Ord. (ESRI, 2016)

A través de esta herramienta podremos analizar la tendencia espacio-temporal de la intensidad de tráfico. Pero para poder utilizarla es necesario agrupar los datos en formato netCDF, por lo que se empleó previamente la herramienta *Crear Cubo de espacio-tiempo*.

Debido a que los puntos de medida de bicicletas no eran suficientes para crear cubos espacio-tiempo que permitieran representar el carril bici de la ciudad, se decidió utilizar las interpolaciones previas para poder obtener una muestra mayor y realizar el análisis sobre la misma.

La metodología seguida ha sido:

1. Crear una capa de puntos extrayendo vértices de la capa lineal del carril bici, mediante la herramienta *feature vertices to points*.
2. Atribuir los valores de las interpolaciones de cada hora a dichos puntos. Se obtienen así 48 capas de vértices (una capa por cada hora y según si se trata de día laborable o fin de semana). Para realizar esta operación se ha empleado la herramienta *extract values to points*.
3. Juntar dichas capas de vértices mediante la herramienta *merge* en intervalos horarios de interés. En concreto se han considerado tres tramos horarios: de 6 a 12 de la mañana, [6:12], de 12 de la mañana a 6 de la tarde, [12:18], y de 6 de la tarde a 11 de la noche, [18:23].
4. Crear los cubos espacio-tiempo para las capas de intervalos. Se han dejado las opciones por defecto de la herramienta, quedando intervalos espaciales de 30 minutos.
5. Realizar los análisis de puntos calientes para cada uno de los cubos creados.

En el caso del tráfico motorizado no fue necesario extraer más valores y se hizo el estudio de puntos calientes directamente a través de los valores de los puntos de medida. Como en el caso de bicicletas, se crearon las capas puntuales para el tráfico motorizado en función del tipo de día y hora y se agruparon posteriormente por intervalos de interés.

A la hora de crear los cubos espacio-temporales, se eligió la opción de llenar las celdas vacías con *Space\_Time\_Neighbours*, esto permite llenar las celdas vacías circundantes a celdas llenas mediante valores medios espacio-temporales de las celdas adyacentes. Una vez creados los cubos espacio-tiempo se realizó el análisis de puntos calientes.

### 3.2.2 R

En el análisis con **R** nos centraremos en realizar un análisis geoestadístico clásico, en base a la obtención y definición de variogramas espacio-temporales.

Se ha empleado la interfaz R Studio, utilizando las librerías:

*gstat*: paquete para la modelización geoestadística especial y espacio-temporal. Permite el modelado y representación de variogramas.

*sp*: permite tratar datos espaciales.

*spacetime*: métodos para datos espacio-temporales. Permite el manejo de este tipo de datos.

*raster*: modelización y análisis de datos geográficos. Permite la manipulación de datos raster.

*rgdal*: permite enlazar con la librería GDAL y PROJ.4. Trato de datos geoespaciales, proyecciones, transformaciones, etc.

*rgeos*: interfaz para poder usar Geometry Engine – Open Source (GEOS).

*lubridate*: paquete destinado a facilitar el trato de fechas en los archivos.

*dplyr*: herramienta de ayuda para la manipulación de datos.

El Script desarrollado (ver anexo III) nos permite obtener el variograma espacio-temporal de la muestra y posteriormente realizar la predicción en base al modelo espacio-temporal teórico escogido. En este caso no se han considerado todas las variables, si no que sólo se tienen en cuenta el día, la hora y la ubicación del punto de medida.

Como ya se mencionó anteriormente, la geoestadística es una de las áreas del análisis de datos espaciales y consiste en la predicción de valores distribuidos en el espacio y/o tiempo a partir de una muestra. Para ello, se desarrollan funciones denominadas variogramas o covariogramas a través de las cuales se realizan posteriormente interpolaciones espaciales mediante kriging.

La forma de proceder en el presente análisis ha sido, en primer lugar, determinar los datos espacio-temporales de forma correcta: establecer las medias horarias y ubicar en las coordenadas pertinentes los puntos de medida. Se ha trabajado durante todo el proyecto con coordenadas proyectadas ETRS89 UTM 30N.

Posteriormente se establece el variograma experimental de la muestra, y en base a este se determina el modelo teórico más idóneo. Los modelos espacio-temporales de variogramas presentes en la librería *gstat* se describen a continuación.

Los parámetros propios de un variograma son rango, *sill* (meseta) y *nugget* (pepita). El rango es la distancia a la que el modelo empieza a aplanarse y la meseta el valor en el cual el modelo de semivariograma alcanza el rango. La pepita es el valor del variograma en el origen.

- **Separable:** este modelo de covarianza asume separabilidad entre el componente espacial y el componente temporal, por lo que la función covarianza viene dada por:

$$C_{sep}(h, u) = C_s(h) \cdot C_t(u)$$

Y su variograma:

$$\gamma_{sep}(h, u) = sill \cdot (\bar{\gamma}_s(h) + \bar{\gamma}_t(u) - \bar{\gamma}_s(h)\bar{\gamma}_t(u))$$

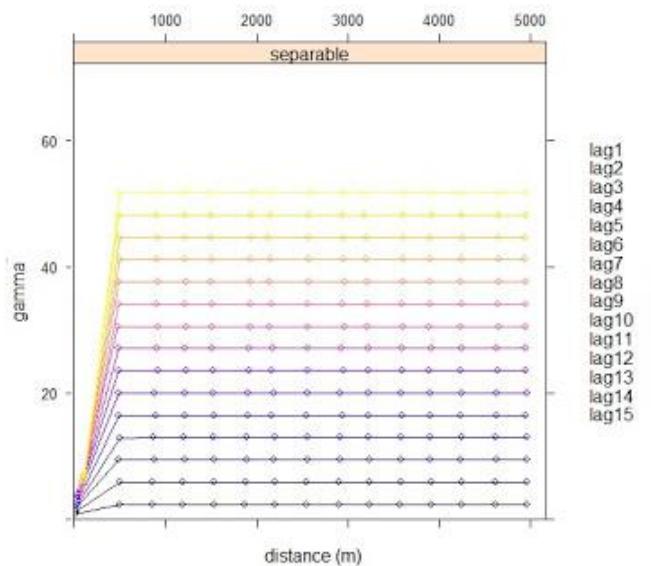


Figura 3-1. Modelo separable

- **Producto-suma:** modelo más flexible que el anterior, que no asume separabilidad. La ecuación de covarianza del modelo se define como:

$$C_{prod}(h, u) = k \cdot C_s(h) \cdot C_t(u) + C_s(h) + C_t(u)$$

Siendo  $k > 0$ .

Y su variograma:

$$\gamma_{ps}(h, u) = (k \cdot sill_t + 1)\gamma_s(h) + (k \cdot sill_s + 1)\gamma_t(u) - k\gamma_s(h)\gamma_t(u)$$

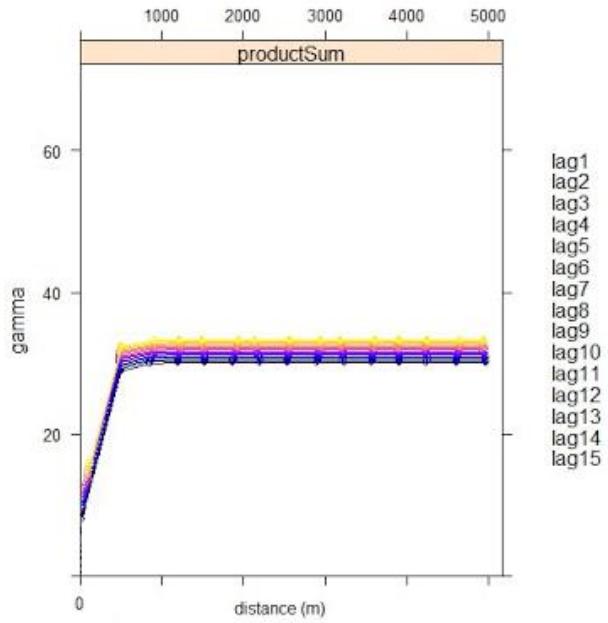


Figura 3-2. Modelo producto-suma

- **Métrico:** este modelo asume idénticas funciones covarianza para ambas componentes, temporal y espacial. Pero incluye un factor de anisotropía espacio-temporal ( $k$ ) que aporta cierta flexibilidad.

$$C_m(h, u) = C_{joint}(\sqrt{h^2 + (k \cdot u)^2})$$

Con variograma:

$$\gamma_m(h, u) = \gamma_{joint}(\sqrt{h^2 + (k \cdot u)^2})$$

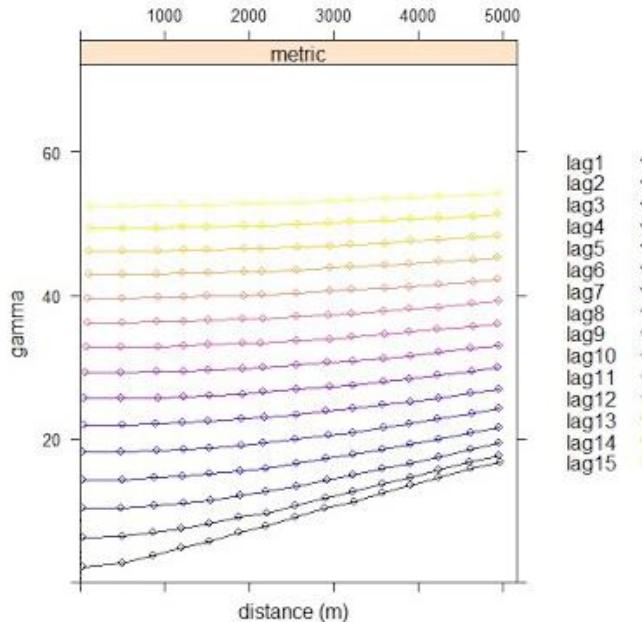


Figura 3-3. Modelo métrico

- **Suma-métrico:** se trata de una versión más compleja del método anterior, el cual incluye covarianzas espaciales y temporales además del componente conjunto con anisotropía.

$$C_{sm}(h, u) = C_s(h) + C_t(u) + C_{joint}(\sqrt{h^2 + (k \cdot u)^2})$$

Este modelo aporta mayor flexibilidad ya que cada componente puede establecerse independientemente. Su variograma queda definido como:

$$\gamma_{sm}(h, u) = \gamma_s(h) + \gamma_t(u) + \gamma_{joint}(\sqrt{h^2 + (k \cdot u)^2})$$

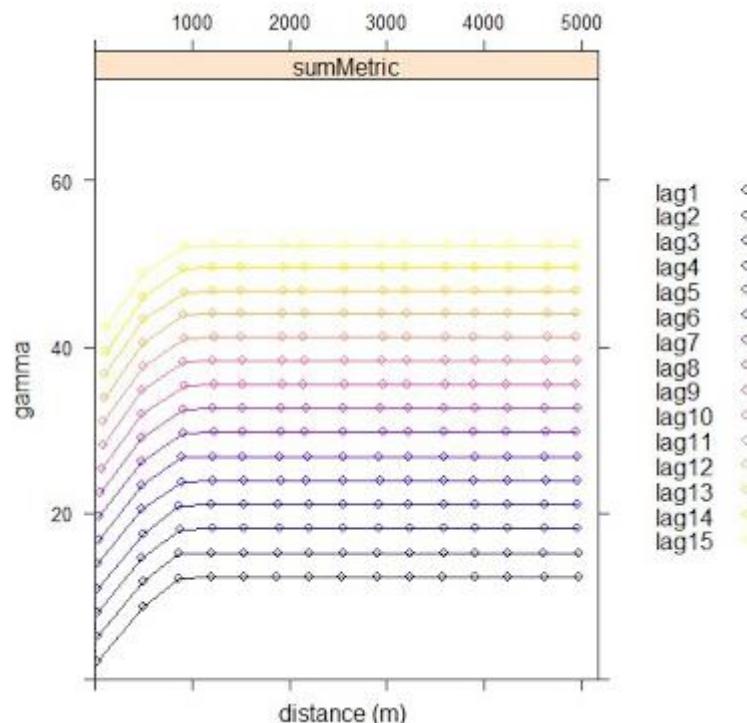


Figura 3-4. Modelo suma-métrico

- **Suma-métrico simple:** Se trata de una versión simplificada del modelo anterior. En este caso hay que establecer los mismos parámetros pero en vez de tener total flexibilidad para cada componente, se restringen para tener una sola pepita.

$$\gamma_{ssm}(h, u) = nug \cdot 1_{h>0, u>0} + \gamma_s(h) + \gamma_t(u) + \gamma_{joint}(\sqrt{h^2 + (k \cdot u)^2})$$

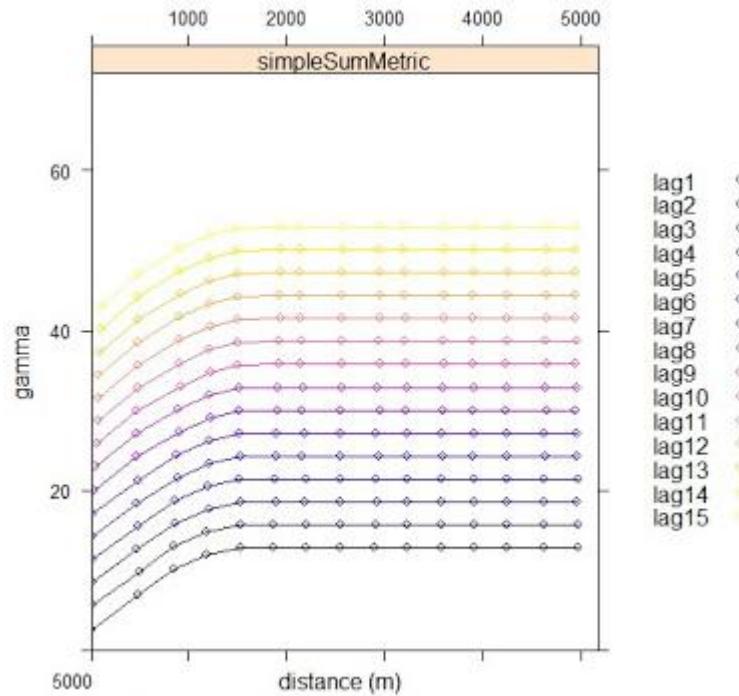


Figura 3-5. Modelo suma-métrico simple

# 4 RESULTADOS

Research is formalized curiosity. It is poking and prying with a purpose.

-Zora Neale Hurston-

En el presente capítulo mostraremos los resultados obtenidos de los análisis descritos anteriormente.

## 4.1 Análisis estadístico

### 4.1.1 Estudio descriptivo

Como se observa en las figuras 4-1 y 4-2, la evolución horaria de la intensidad media alcanza sus mayores valores durante primera hora de la mañana, mediodía y mitad de la tarde. Este resultado coincide con el esperado, pues se trata de las horas en las que se produce una mayor movilidad urbana, horas de entrada y salida del trabajo, así como horarios escolares.

La evolución horaria de bicicletas y tráfico rodado es similar, aunque se puede observar como el pico a media tarde se produce algo más temprano en las bicicletas que en los coches. En el primer caso se produce entre las cinco y seis de la tarde, mientras que en el caso del tráfico motorizado se produce entre las siete y ocho.

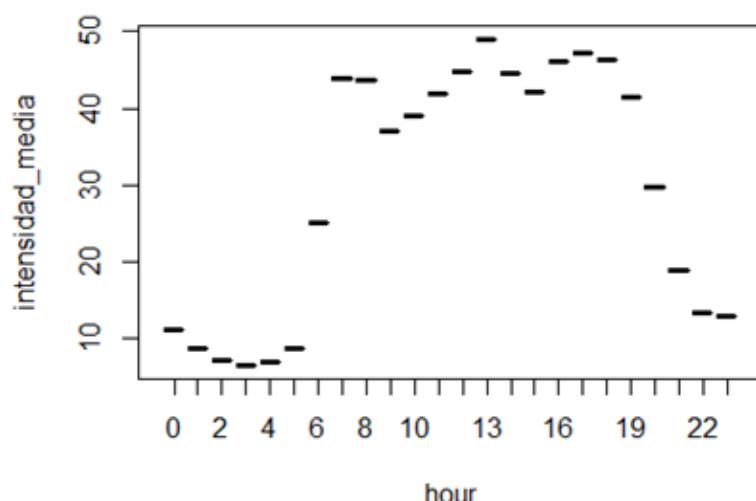


Figura 4-1. Evolución horaria de la intensidad media del tráfico de bicicletas

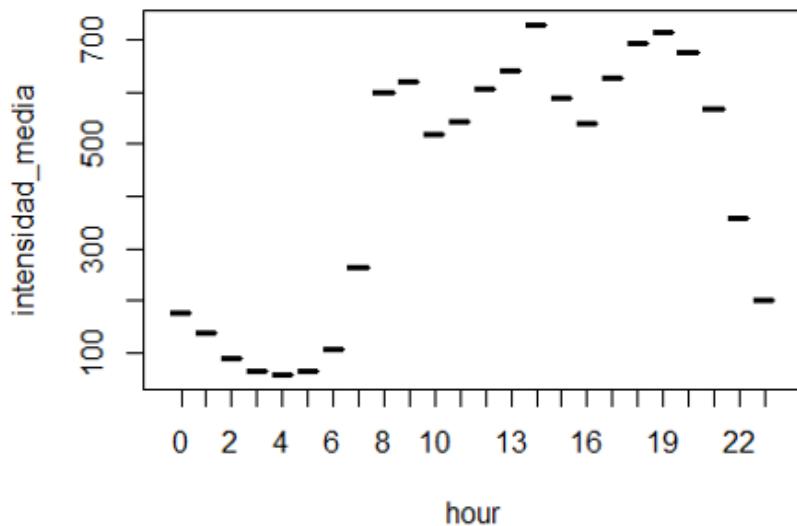


Figura 4-2. Evolución horaria de la intensidad media del tráfico motorizado

Por otro lado, la evolución obtenida según el día de la semana difiere entre los dos medios de transporte. Si nos fijamos en los resultados de las bicicletas, la intensidad media es mayor en días entre semana que durante el fin de semana. Este hecho confirma que la bicicleta adquiere protagonismo como medio de transporte habitual, pasando a formar parte de la movilidad urbana. La bicicleta está integrada en el sistema de transporte urbano, considerándose un modo de transporte y no sólo un elemento de ocio.

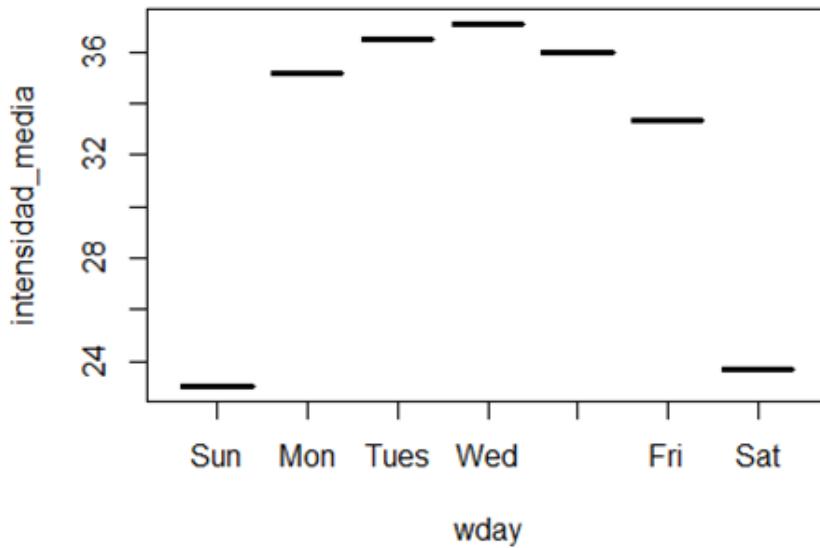


Figura 4-3. Intensidad horaria media de bicicletas según el día de la semana

En cuanto a la intensidad media del tráfico rodado, sigue siendo mayor los días entre semana que el fin de semana. Pero existe una excepción en el viernes, ya que la intensidad se mantiene estable de lunes a jueves y el viernes sufre una subida. Esto podría deberse a los horarios intensivos que establecen muchas empresas en dicho día, haciendo que confluyan muchos más usuarios a una misma hora de salida.

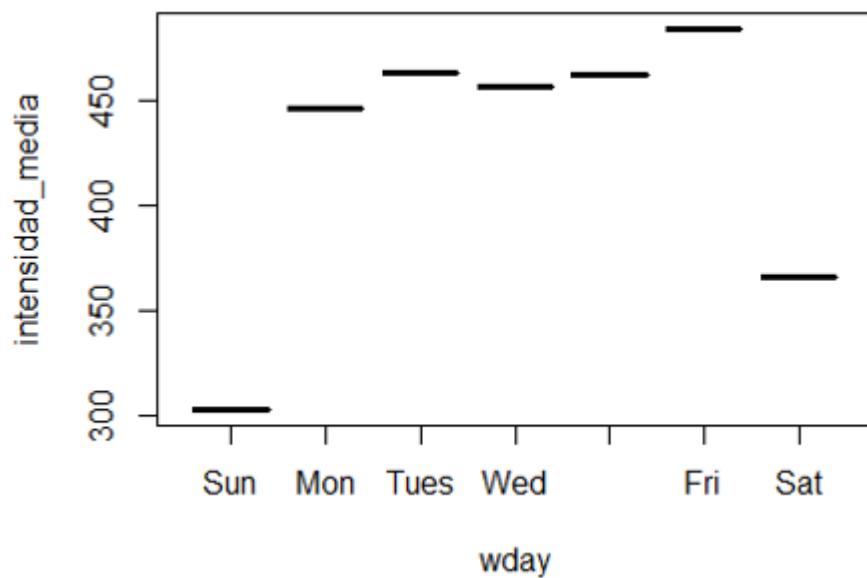


Figura 4-4. Intensidad horaria media de tráfico motorizado según el día de la semana

En cuanto a la evolución de la intensidad durante los 7 meses analizados, existen diferencias entre los dos modos de transporte, pero son resultados globalmente similares. Para las bicicletas se observa un decrecimiento de la intensidad desde octubre a enero y luego crece hasta marzo. En abril hay un descenso respecto al mes anterior.

Para el tráfico motorizado, existe un descenso entre noviembre y enero, aunque podríamos considerarlo desde octubre ya que la diferencia entre el mes 10 y 11 es mínima. Luego existe un repunte alto en el mes de febrero y vuelve a decrecer hasta abril. En ambos casos la intensidad media va fluctuando durante los mismos períodos, o muy similares. Por tanto, podríamos asumir que existe cierta estacionariedad en los resultados.

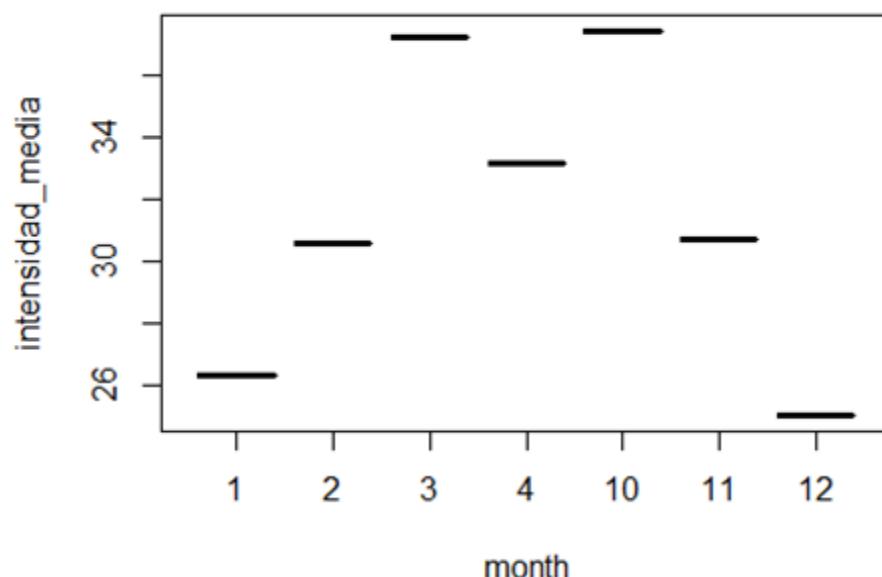


Figura 4-5. Intensidad horaria media de bicicletas según mes

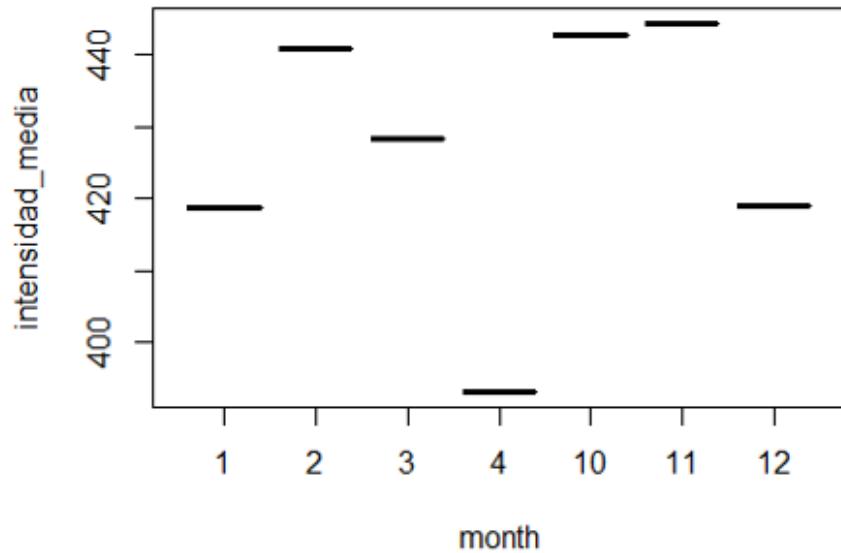


Figura 4-6. Intensidad horaria media del tráfico rodado según mes

En cuanto a los resultados obtenidos para cada espira, las intensidades horarias varian de forma similar a los resultados obtenidos para la media total. Mostramos a continuación algunos ejemplos de duración mensual:

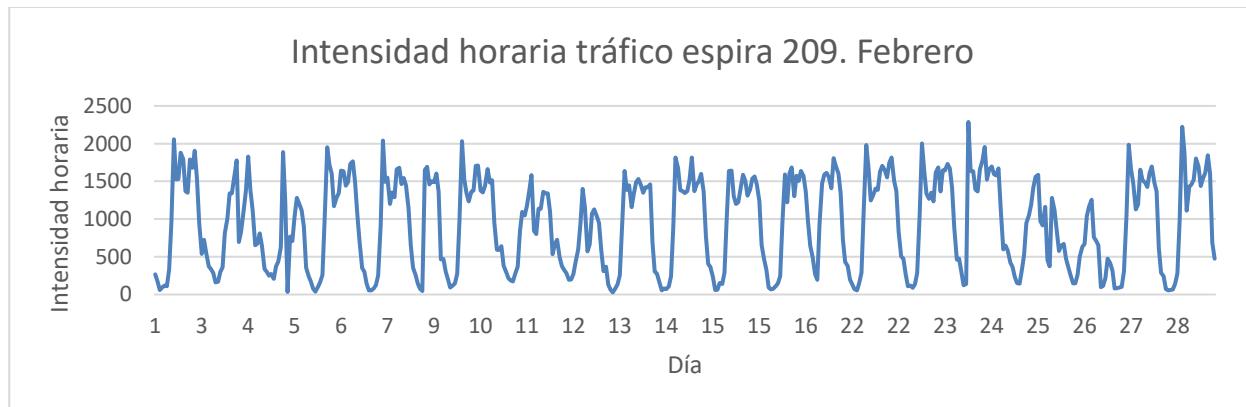


Figura 4-7. Intensidad horaria de tráfico motorizado de la espira 209 durante el mes de febrero

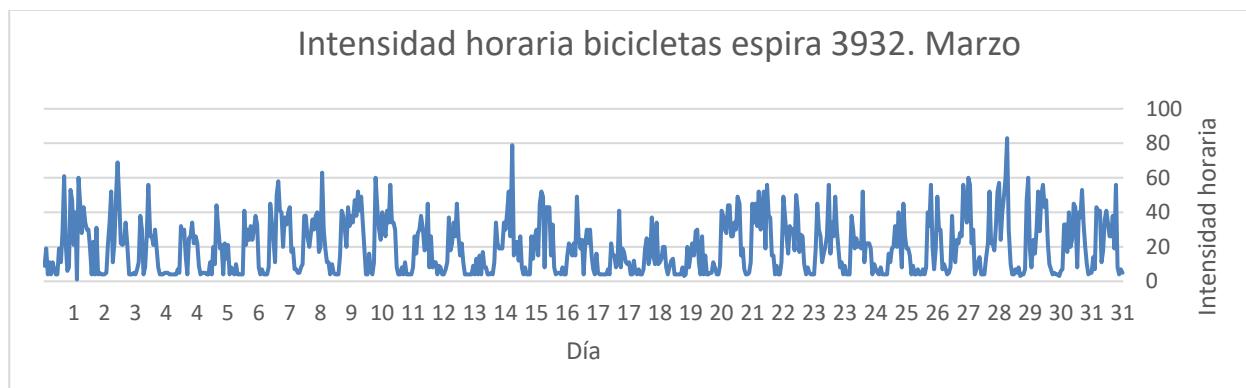


Figura 4-8. Intensidad horaria de bicicletas de la espira 3932 durante el mes de marzo

Mostramos a continuación algunas muestras de las intensidades horarias medias obtenidas:

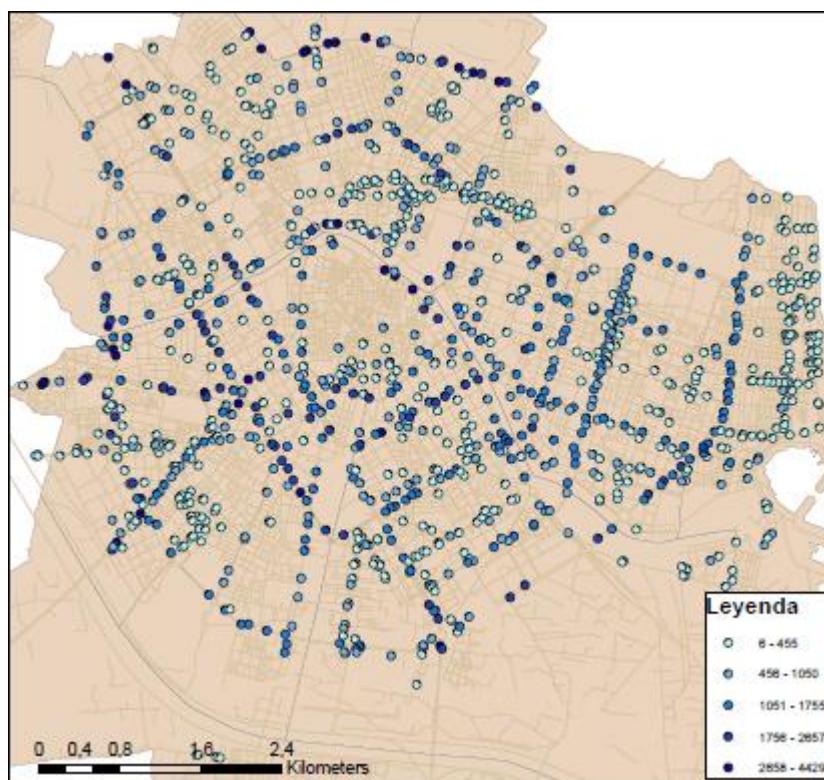


Figura 4-9. Intensidad horaria media de tráfico en día laborable a las 8:00 am

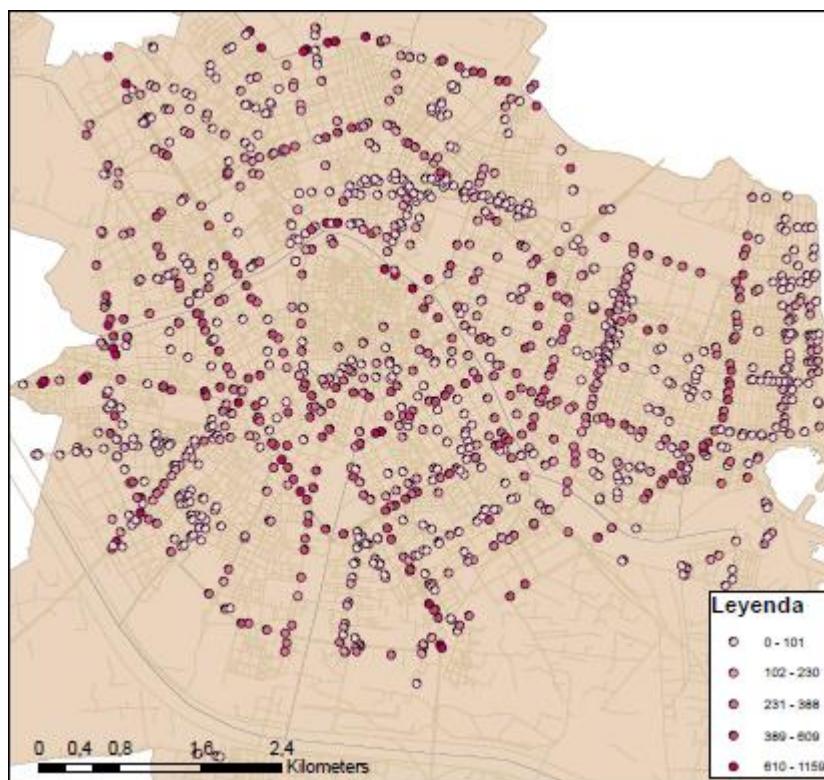


Figura 4-10. Intensidad horaria media de tráfico en fin de semana a las 8:00 am

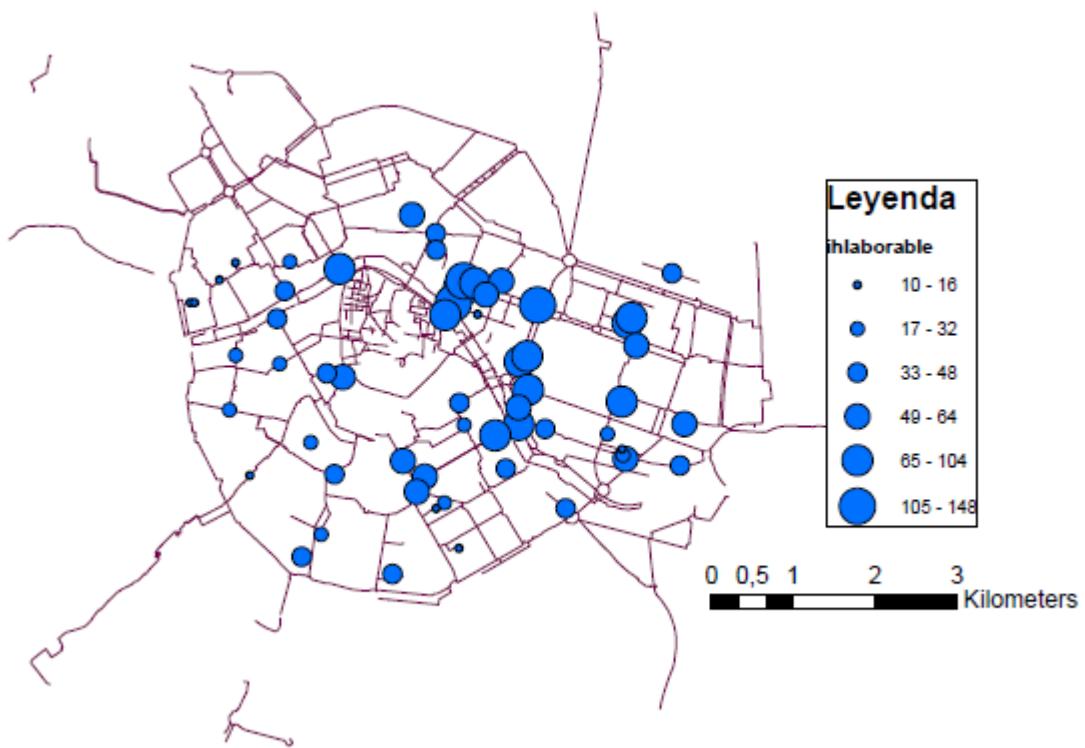


Figura 4-11. Ih media bicicletas en día laborable a las 8:00 am

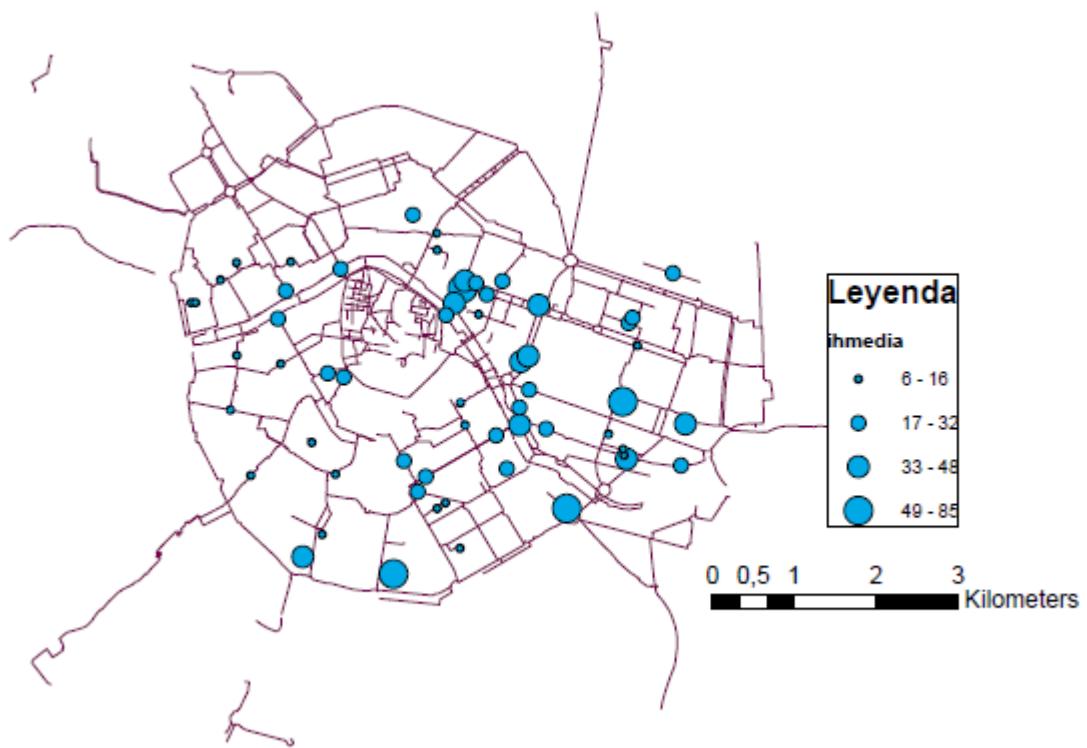


Figura 4-12. Ih media bicicletas en fin de semana a las 8:00 am

Podemos observar como en el caso del tráfico motorizado las intensidades en día laboral cuadriplican a las intensidades de fin de semana, mientras que en el caso de las bicicletas las intensidades de día laboral duplican a las de fin de semana.

#### 4.1.2 Análisis de los factores influyentes mediante regresión lineal

Realizaremos un breve recorrido por los resultados obtenidos para cada variable de los modelos. Los resultados concretos pueden ser consultados en el anexo III.

- **Bicicletas**

En el primer modelo de regresión lineal con todos los parámetros podemos observar como, en función de la espira 230 (la establecida como de referencia) todos los demás puntos de medida son significativos en el modelo, excepto la espira 3410 y la 1044 que tiene un nivel bajo de significación. Esto señala que dichas ubicaciones se comportan de manera similar. Si nos fijamos en el mapa, las tres espiras se ubican en una de las principales vértebras viarias de la ciudad, que discurre a lo largo del parque urbano establecido en el curso del río Turia.

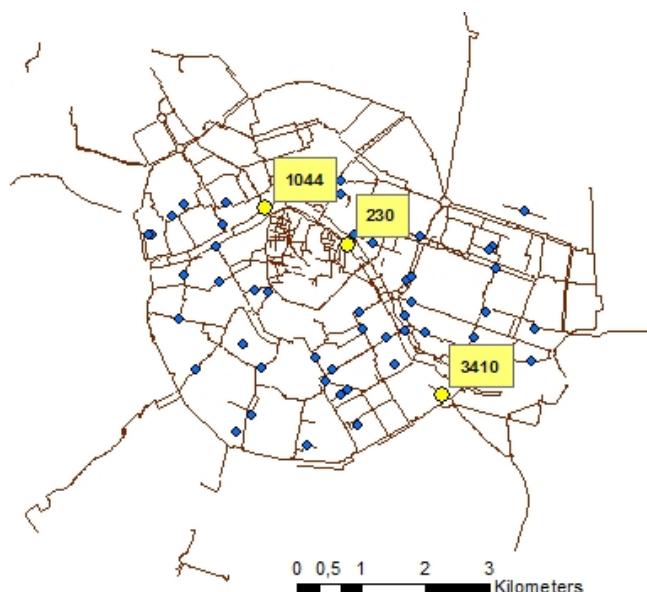


Figura 4-13. Ubicación de las espiras 230, 3410 y 1044

En cuanto al día de la semana, existe una fluctuación en los resultados. Doce de los parámetros correspondientes a los días no son significativos, pero no se ve una secuencia clara de los días que explique la razón. Por ejemplo, siendo el día 1 el de referencia, tendría coherencia que las diferencias correspondientes a los días  $1 + n \cdot 7$  no fueran significativas, por ser semejantes al de referencia. ( $n = 1, \dots, 4$ ). Sin embargo, en el modelo obtenido, los días 8 y 15 no difieren significativamente del día 1 mientras que los días 22 y 29 si.

Respecto al mes del año, tenemos como referencia el mes de enero y podemos observar como los coeficientes de noviembre y diciembre no son significativos. Esto nos indica que los resultados respecto dichos meses son parecidos. Los demás meses tienen diferencias significativas, aunque en el mes de abril la significación es menor.

Por otro lado, si nos fijamos en las horas del día, podemos observar como todas son buenas variables de ajuste del modelo, e igualmente para los días de la semana, exceptuando el sábado. Siendo el domingo el día de referencia podemos deducir que ambos días son similares.

Observando las variables climáticas, apreciamos cómo la temperatura máxima no es influyente y las temperaturas media y mínima sí. Como puede que exista correlación entre las tres, se ha realizado un análisis por pasos que confirma que puede suprimirse del modelo la temperatura máxima.

La humedad relativa es significativa mientras que las precipitaciones no. Es curioso ya que la lluvia es un factor que a priori influye notablemente en el uso de la bicicleta.

En cuanto al viento, la velocidad es significativa y la dirección del viento también es influyente. Sobre todo destacan los vientos de componente sur.

Como se ha señalado, tras realizar el primer modelo con todas las variables, se ejecuta el modelo de regresión paso a paso para ver si puede mejorarse. Al final sólo se prescinde de la variable temperatura máxima (T) y de las precipitaciones (Q). Los resultados del modelo sin las mencionadas variables son similares al inicial. Se obtiene un ajuste del modelo con un  $R^2$  de 0.3535.

Después se procede a realizar el modelo de regresión para una sola espira y se aplica a los cinco primeros puntos de medida. De estos cinco modelos destacamos que existen espiras muy estables, como es el caso de la 230 y 432, en las que los días y meses prácticamente no influyen y los principales factores que les afectan son las horas diarias, el día de la semana, la humedad y la velocidad del viento. Otras espiras, como la 536 sufren un mayor nivel de variaciones y se obtiene un modelo con mayor significación de todos los parámetros.

En resumen, para ver la bondad del ajuste de los modelos observamos los parámetros  $R^2$  obtenidos:

Tabla 4-1. Bondad de ajuste de la muestra analizada. Bicicletas

Modelo	$R^2$ ajustado
Con todas las variables	0.35
Espira 230	0.45
Espira 333	0.41
Espira 432	0.31
Espira 433	0.56
Espira 536	0.52
Espira 538	0.51

Vemos como el modelo responde mejor para cada espira de forma individual que para el conjunto total de datos. La bondad de ajuste de cada espira está representada en la figura 4-10, podemos observar que existen predicciones muy malas de algunas espiras con valores de 0.09 del  $R^2$ , pero la mayoría están en valores que superan valores de 0.5. Queda constancia de que el modelo tiene carencias, pero se obtiene una bondad de ajuste razonable para las características de la muestra.

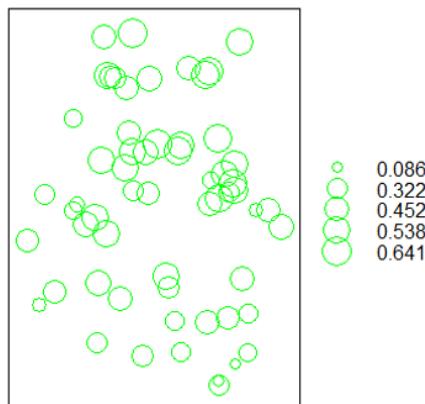


Figura 4-14. Bondad de ajuste medida mediante  $R^2$  ajustado. Bicicletas

- **Tráfico motorizado**

Dado el elevado número de espiras que miden el tráfico motorizado en la ciudad de Valencia no se ha ajustado el modelo con una variable dummy por cada espira, sino que se ha estimado un modelo con las variables día, mes, hora y día de la semana.

En este caso todas las variables son influyentes en los resultados, exceptuando sólo los días 15 y 16 del mes. Pero se obtiene una bondad de ajuste mala, con un  $R^2$  de 0.201.

Posteriormente se realiza el modelo con todas las demás variables por cada una de las espiras. Para la muestra de espiras evaluadas, todas coinciden en la significancia de las horas y el día de la semana correspondiente, así como la influencia de la temperatura mínima.

Las precipitaciones si son influyentes en este caso, sólo en una de las espiras adquieren poca relevancia.

El día del mes, como en el caso de bicicletas, no sigue un patrón claro de influencia, siendo algunos días relevantes y otros no.

En cuanto a la velocidad del viento, no es influyente para ninguna de las espiras estudiadas, mientras que ciertas direcciones del viento siempre obtienen altos valores de significancia, siendo estos de componente noreste y suroeste.

Nos fijamos en la bondad de ajuste obtenida en cada caso:

Tabla 4-2. Bondad de ajuste de la muestra analizada. Tráfico motorizado

Modelo	$R^2$ ajustado
Espira 101	0.75
Espira 103	0.78
Espira 105	0.79
Espira 106	0.75
Espira 108	0.78
Espira 109	0.79

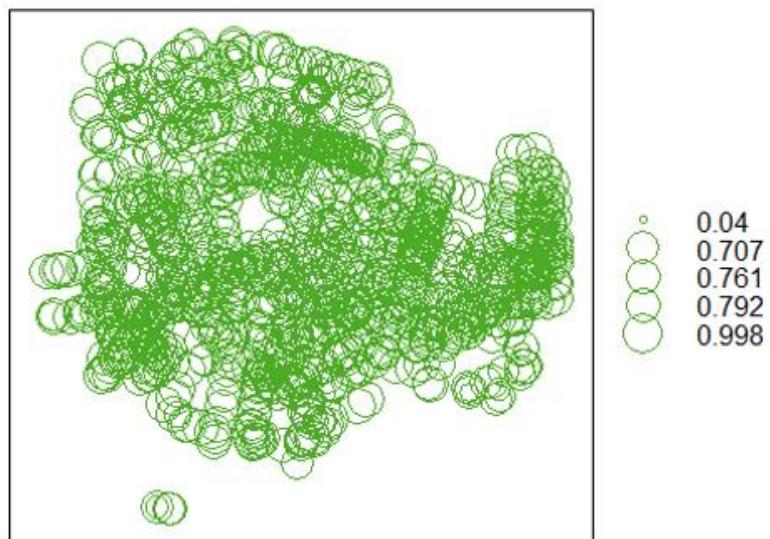


Figura 4-15. Bondad de ajuste medida mediante  $R^2$  ajustado. Tráfico motorizado

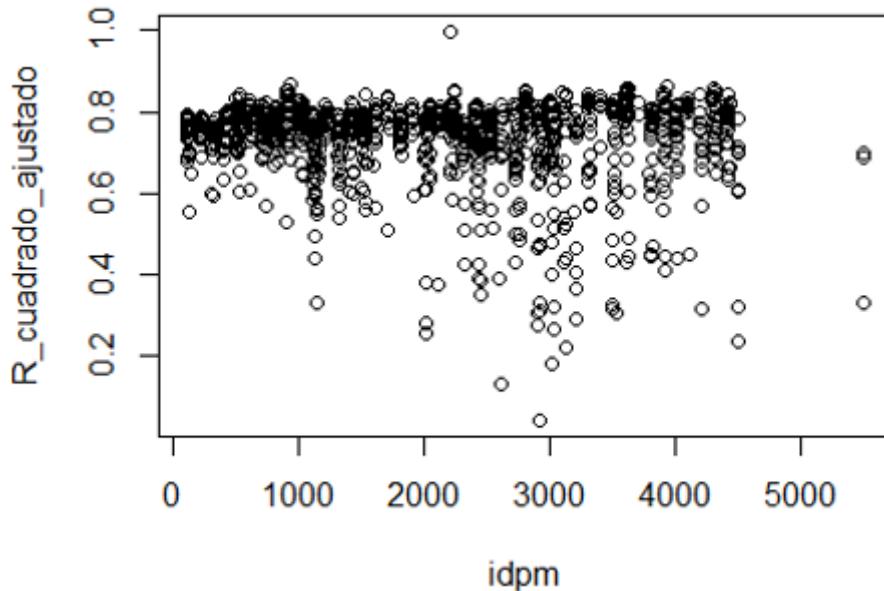


Figura 4-16. Representación  $R^2$  por espiras de tráfico motorizado

Como se observa, se obtienen mejores ajustes en el caso del tráfico motorizado que para la intensidad de bicicletas en el caso del modelo espira a espira.

El análisis estadístico de la información nos ha permitido comprender los datos obtenidos y el comportamiento de la movilidad a grandes rasgos, así como generar un primer modelo descriptivo de nuestra variable intensidad horaria en función de diversos parámetros. Esta predicción se basa tanto en los valores temporales, según horas, días y meses, así como según el espacio, considerado como el punto de medida. Además, se han integrado parámetros climáticos.

## 4.2 Análisis espacio-temporal

A continuación, se muestran y comentan ejemplos de los resultados obtenidos en el análisis realizado.

### 4.2.1 Resultados obtenidos de la interpolación con ArcGIS

En el presente apartado se mostrarán resultados obtenidos de la interpolación con barreras realizada con la herramienta *Spline with Barriers*. Los elementos empleados como barreras han sido capas lineales obtenidas a partir de un área de influencia de 15 metros a partir del eje del carril bici y del eje de las calles. Las capas puntuales empleadas presentan la intensidad horaria media para cada hora. Se distingue entre días laborables y fines de semana tanto en tráfico ciclista como motorizado y se ha escogido mostrar los resultados de tres horas distintas: 6:00, 12:00 y 18:00.



Figura 4-17. Interpolación usando Krigeado de bicicletas en día laborable. 6 h (veh/h)



Figura 4-18. Interpolación usando Krigeado de bicicletas en fin de semana. 6 h. (veh/h)



Figura 4-19. Interpolación usando Krigeado de bicicletas en día laborable. 12 h (veh/h)



Figura 4-20. Interpolación usando Krigeado de bicicletas en fin de semana. 12 h (veh/h)



Figura 4-21. Interpolación usando Krigeado del número de bicicletas en día laborable. 18 h (veh/h)



Figura 4-22. Interpolación usando Krigeado del número de bicicletas en fin de semana. 18 h (veh/h)

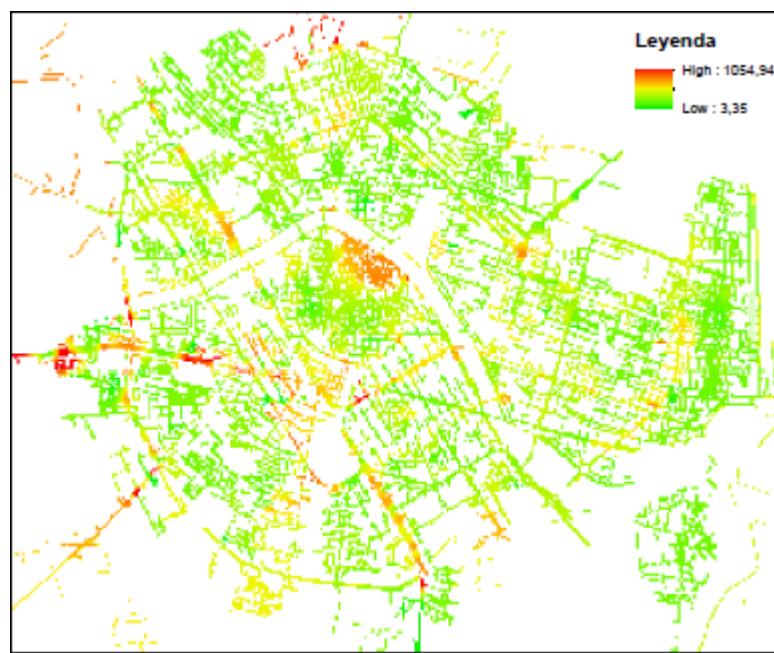


Figura 4-23. Interpolación usando Krigeado del tráfico motorizado en día laborable. 6 h (veh/h)

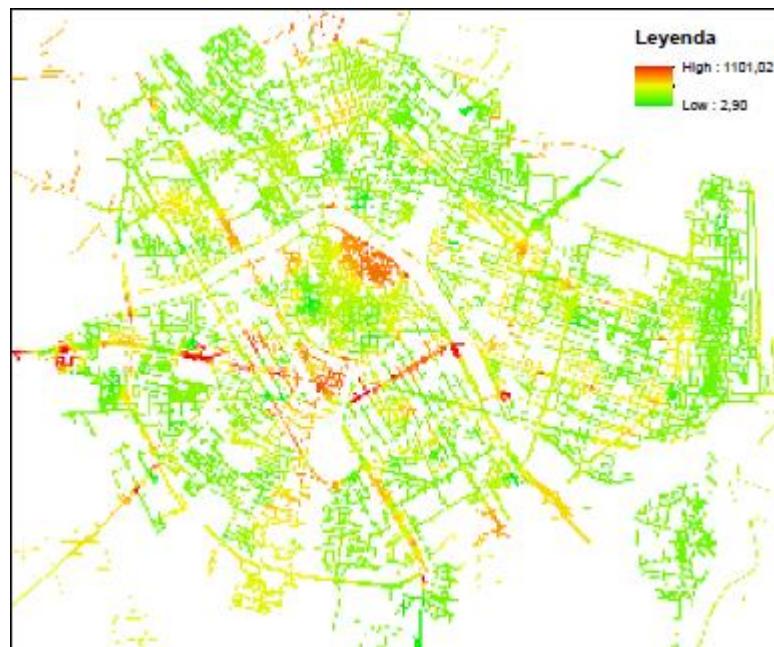


Figura 4-24. Interpolación usando Krigeado del tráfico motorizado en fin de semana. 6 h (veh/h)

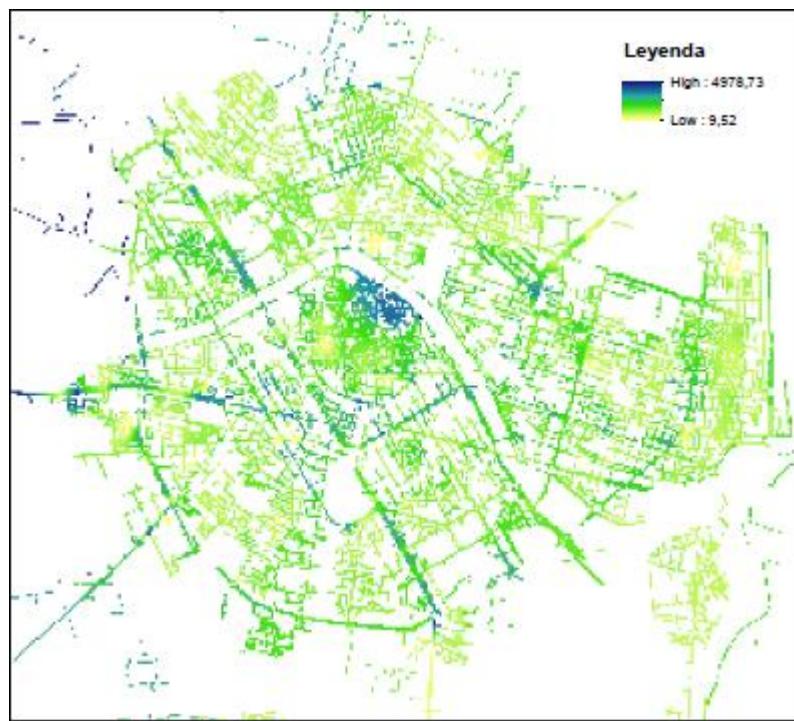


Figura 4-25. Interpolación usando Krigeado del tráfico motorizado en día laborable. 12 h (veh/h)

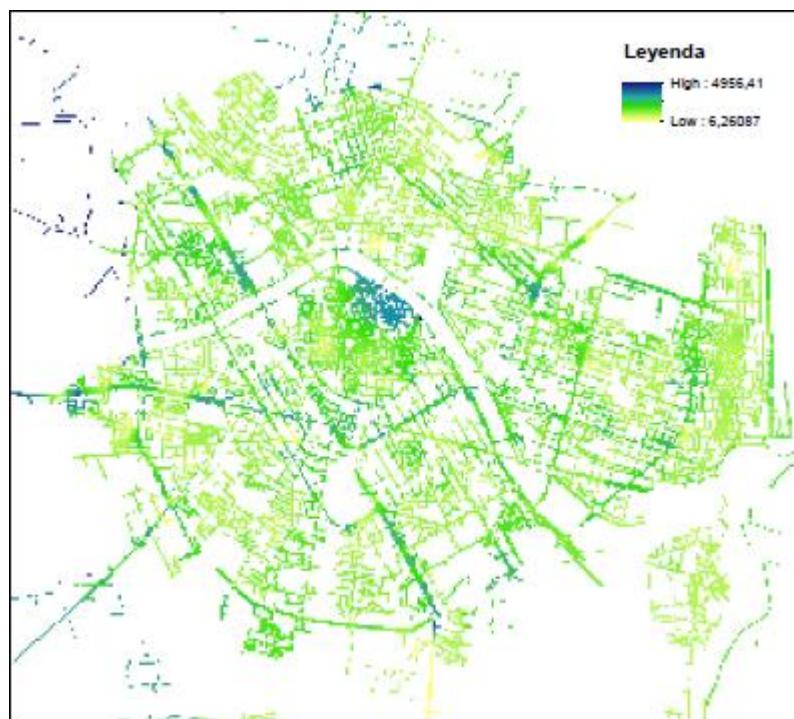


Figura 4-26. Interpolación usando Krigeado del tráfico motorizado en fin de semana. 12 h (veh/h)

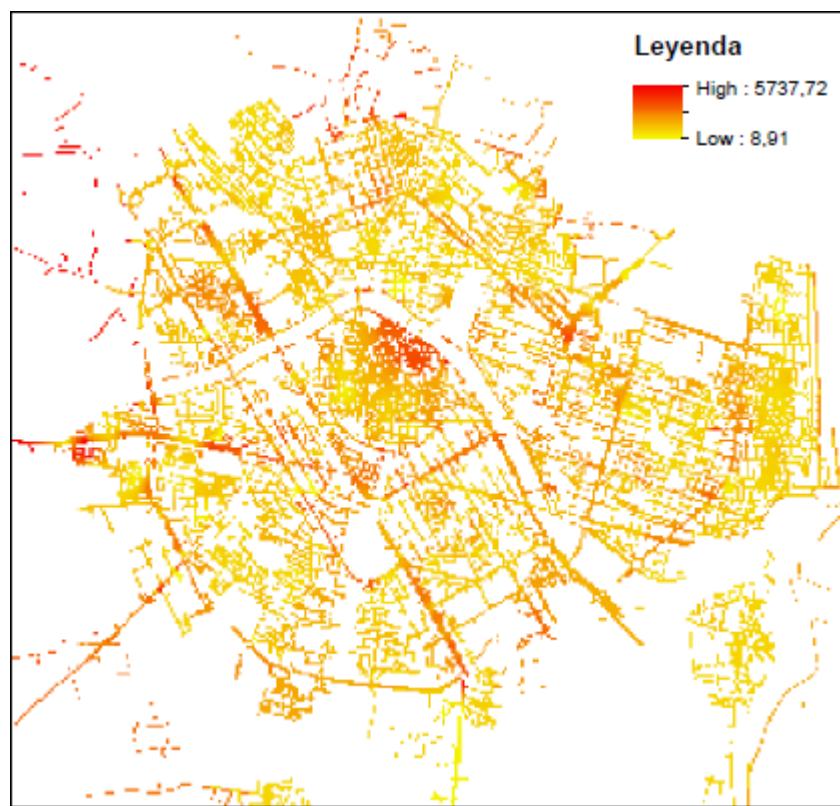


Figura 4-27. Interpolación usando Krigeado del tráfico motorizado en día laborable. 18 h (veh/h)

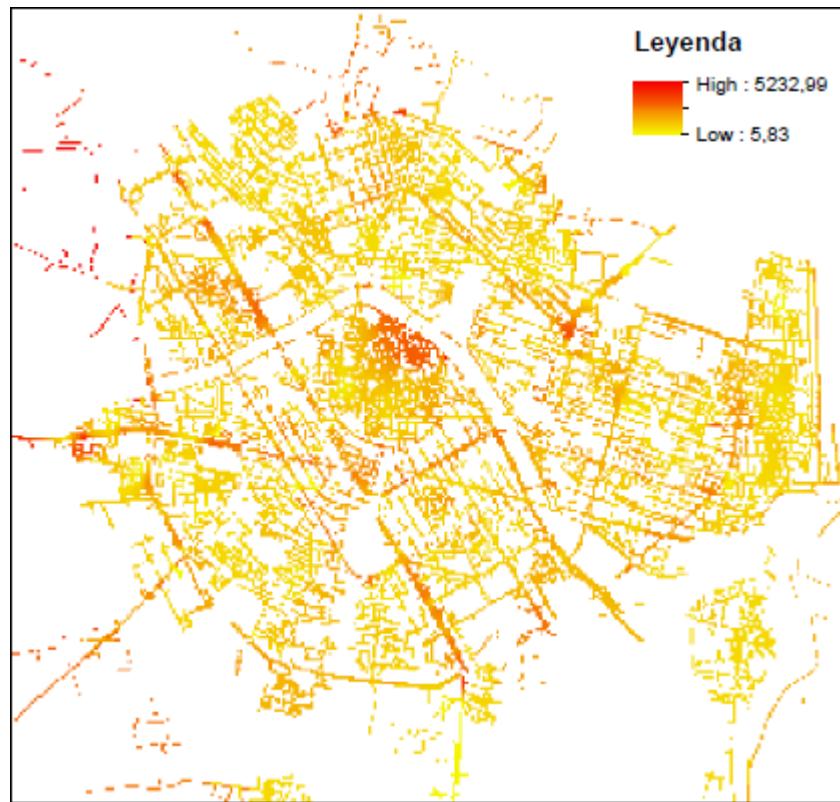


Figura 4-28. Interpolación usando Krigeado del tráfico motorizado en fin de semana. 18 h (veh/h)

En el caso de las bicicletas podemos ver cómo las zonas de mayores intensidades horarias suelen coincidir ya se trate de día laboral o de fin de semana. Sin embargo, podemos ver en las figuras 4-17 y 4-18 cómo a primera hora de la mañana si existe una diferencia sustancial en las zonas más transitadas según el tipo de día.

Analizando los resultados vemos cómo las zonas con mayores intensidades horarias de bicicletas coinciden con la zona universitaria, el paseo del Turia en su zona central y este y la Avinguda de Peris i Valero. También el centro histórico de la ciudad mantiene altos niveles de intensidad.

Vemos como los resultados obtenidos de la interpolación son coherentes con la demografía de la ciudad, así como con la ubicación de centros universitarios. Tiene coherencia que la población joven sea influyente en el uso de la bicicleta. (Figura 4-29)

Así mismo, se obtienen resultados que concuerdan con las características de la movilidad ciclista vistas anteriormente. (Figuras 2-26 a 2-29)

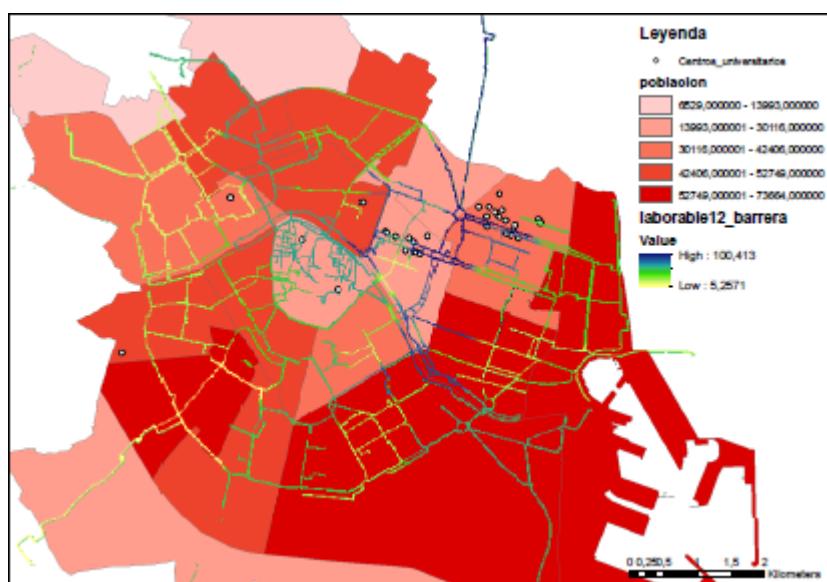


Figura 4-29. Comparación ih de bicicletas con población y universidades

En cuanto al tráfico motorizado, también mantiene unas zonas más o menos constantes con mayores intensidades horarias. Estas son principalmente el centro histórico de la ciudad y las grandes avenidas. Cabe mencionar que dichos resultados son los esperados, ya que la estructuración de la ciudad en un conjunto de grandes avenidas permite direccionar los flujos mayores del tráfico.

Podemos observar en las figuras anteriores como la entrada de la ciudad desde la carretera de Madrid se reitera como foco de altas intensidades. Se trata de la conexión con la Autovía del Este (A3), que da acceso al aeropuerto de Valencia así como a municipios cercanos con un alto tejido empresarial.

Así mismo, el resto de grandes vías que dan salida o acceso a la ciudad también son zonas de altas intensidades:

- La Avinguda de Catalunya, situada junto a la Universidad Politécnica de Valencia y que enlaza con la V-21, autovía que discurre junto a la costa en sentido norte.
- La Gran Vía Ferràn el Catòlic, dónde se ubica un gran centro comercial, y enlaza la carretera CV-35, dando acceso a la zona noroeste de la provincia donde se ubican municipios importantes como Burjassot o Paterna.

- La Avinguda d'Ausiàs March, que da acceso al principal hospital de la ciudad y se une con la V-31, constituida como el acceso sur.

Por otro lado, la Gran Vía Marqués del Turia también localiza altas intensidades. No se trata en este caso de una vía de acceso o salida de la ciudad, pero sí se trata de un eje viario principal, que junto a la Gran Vía Ferràn el Catòlic y los jardines del Turia componen la ronda interna circular de la ciudad.

Si comparamos los resultados con las líneas de autobús que más pasajeros transportaban, vemos como las mencionadas líneas L2, L89 y L90 circulan en gran parte de su recorrido por las grandes vías mencionadas (Figuras 2-33, 2-34 y 2-35). También debemos mencionar que las principales paradas de metros estudiadas anteriormente se ubican en las mismas (Figura 2-15).

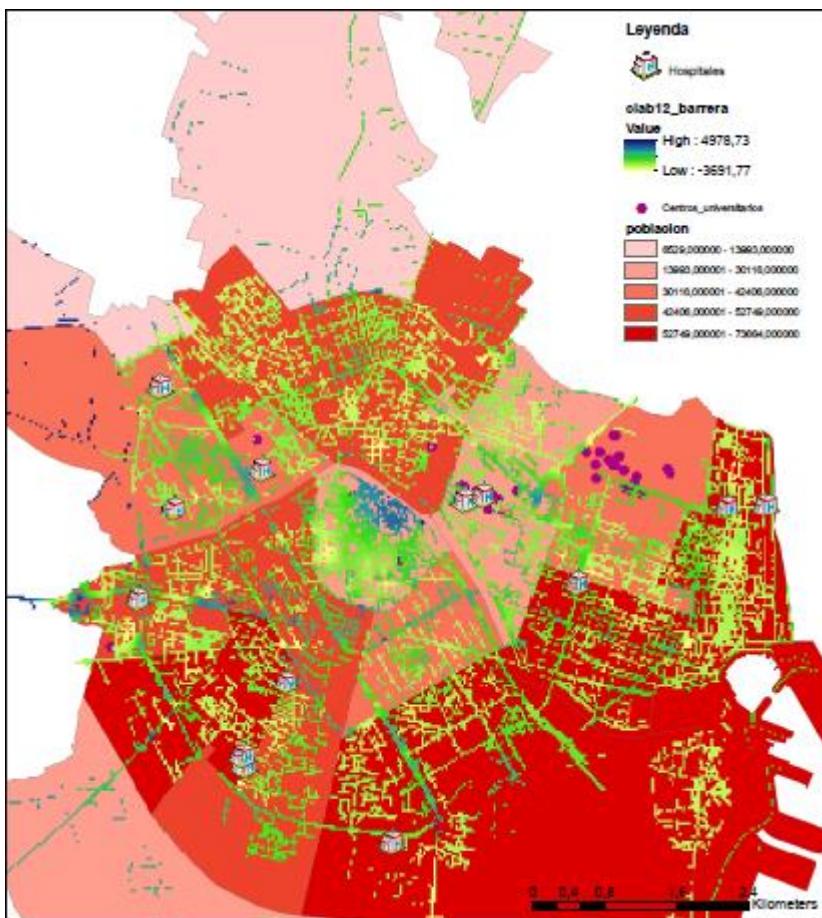


Figura 4-30. Comparación ih de tráfico motorizado con elementos de la ciudad

En lo que refiere a los hospitales, no parece que haya una relación directa o inmediata de la intensidad. Sin embargo, para el foco de intensidad existente en la parte noreste de la ciudad, si podríamos considerar una relación con los numerosos centros universitarios que se ubican en su entorno, a parte de ser un punto donde comienza la Avinguda de Catalunya.

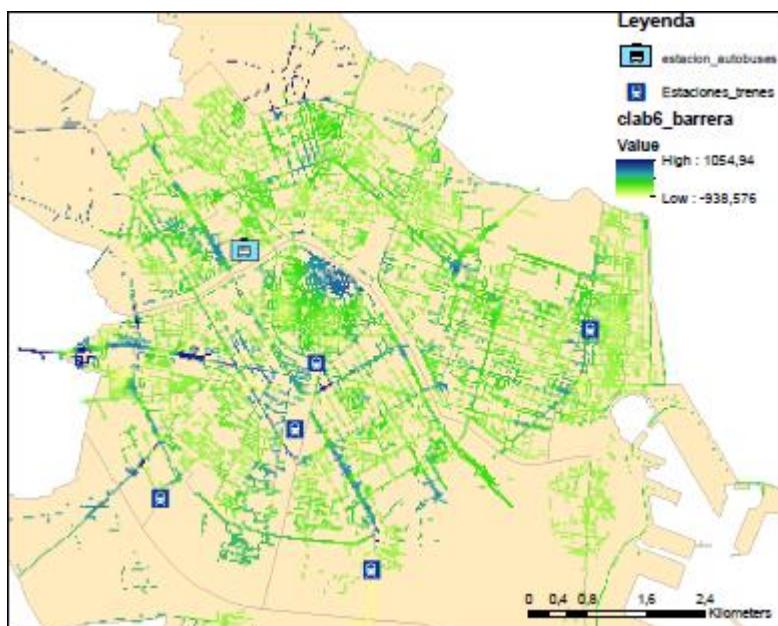


Figura 4-31. Comparación ih tráfico motorizado con principales estaciones

Respecto a la influencia de las principales estaciones ferroviarias y de la estación de autobuses, podríamos concluir que afectan relativamente a la intensidad, ya que la mayoría se encuentran en zonas que suelen tener altas intensidades. Pese a ello no podemos decir que sea por motivo de estas, ya que se ubican próximas a grandes avenidas, que de por sí son elementos viales clave en la distribución del tráfico. Pero si podríamos considerar que participan de ese alto nivel de circulación, sobre todo a determinadas horas.

#### 4.2.2 Resultados obtenidos del análisis de puntos calientes

En el presente apartado se muestran y comentan los resultados obtenidos del análisis de puntos calientes. Recordamos que a través de esta herramienta podemos analizar la tendencia espacio-temporal de la intensidad de tráfico. Para poder emplear la herramienta *Hot Spot Analysis* se realizan previamente cubos espacio-tiempo mediante la herramienta *Crear Cubo de espacio-tiempo* definiéndose tres intervalos temporales de estudio: un intervalo matutino de 6:00 a 12:00 horas, un intervalo de tarde de 12:00 a 18:00 horas y un intervalo de tarde-noche de 18:00 a 23:00 horas. Diferenciando en cada caso los días laborables y fines de semana. Justificamos el último intervalo hasta las once y no hasta las doce porque si recordamos cómo se homogeneizó la base de datos, todas las medidas realizadas en la hora 23, independientemente del minuto correspondiente se redondearon a la hora 23 (incluyendo por ejemplo las 23:59). El período nocturno de doce de la noche a seis de la mañana no se ha estudiado ya que los datos muestran intensidades muy bajas y son horas de baja actividad de tráfico.

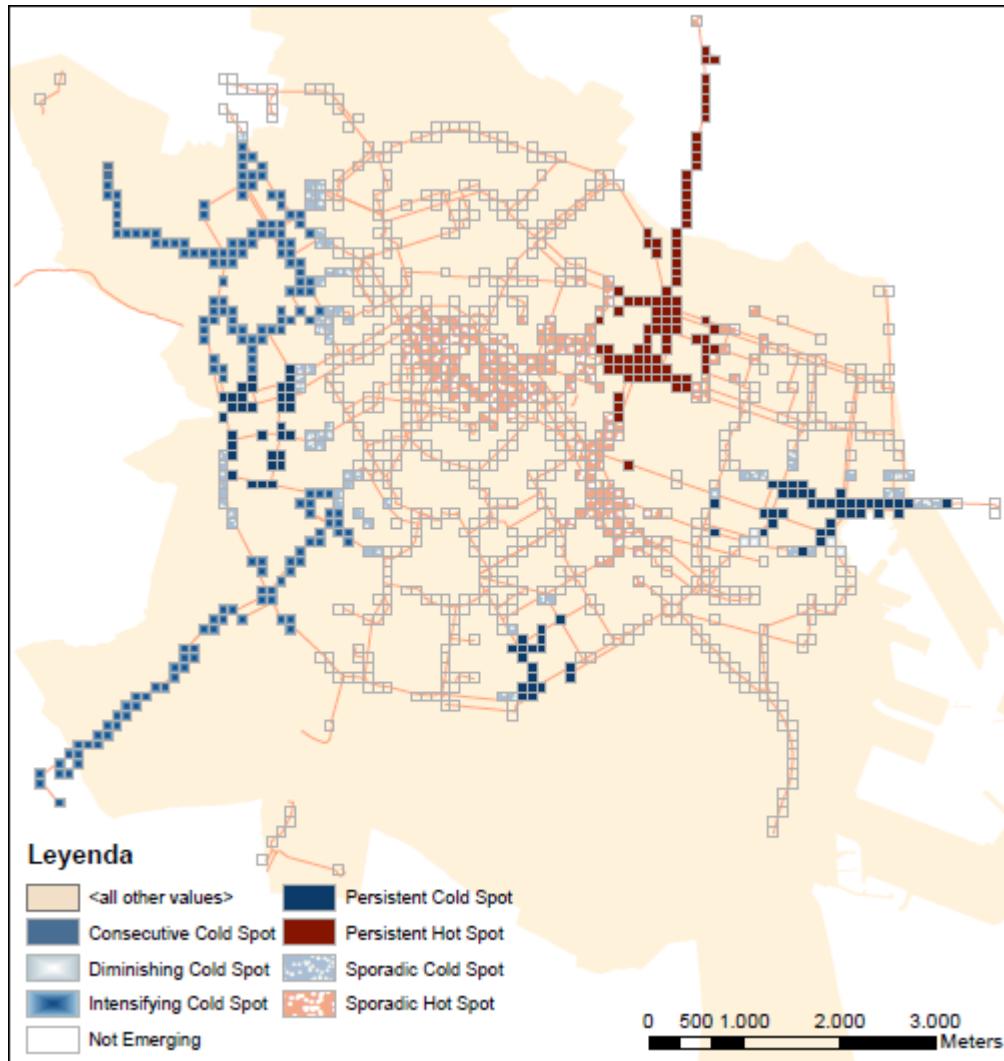


Figura 4-33. Puntos calientes. Bicicletas en día laborable intervalo [6:12]

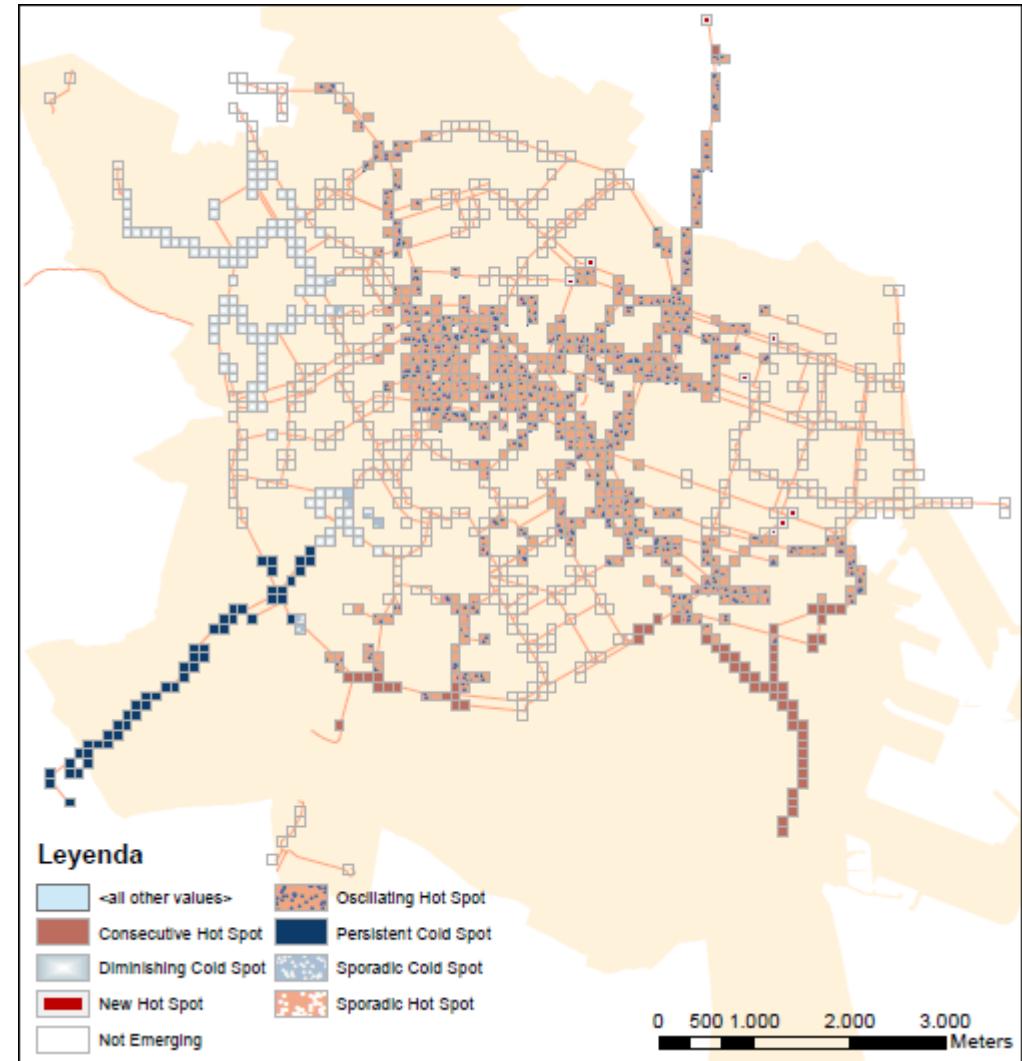


Figura 4-32. Puntos calientes. Bicicletas en fin de semana intervalo [6:12]

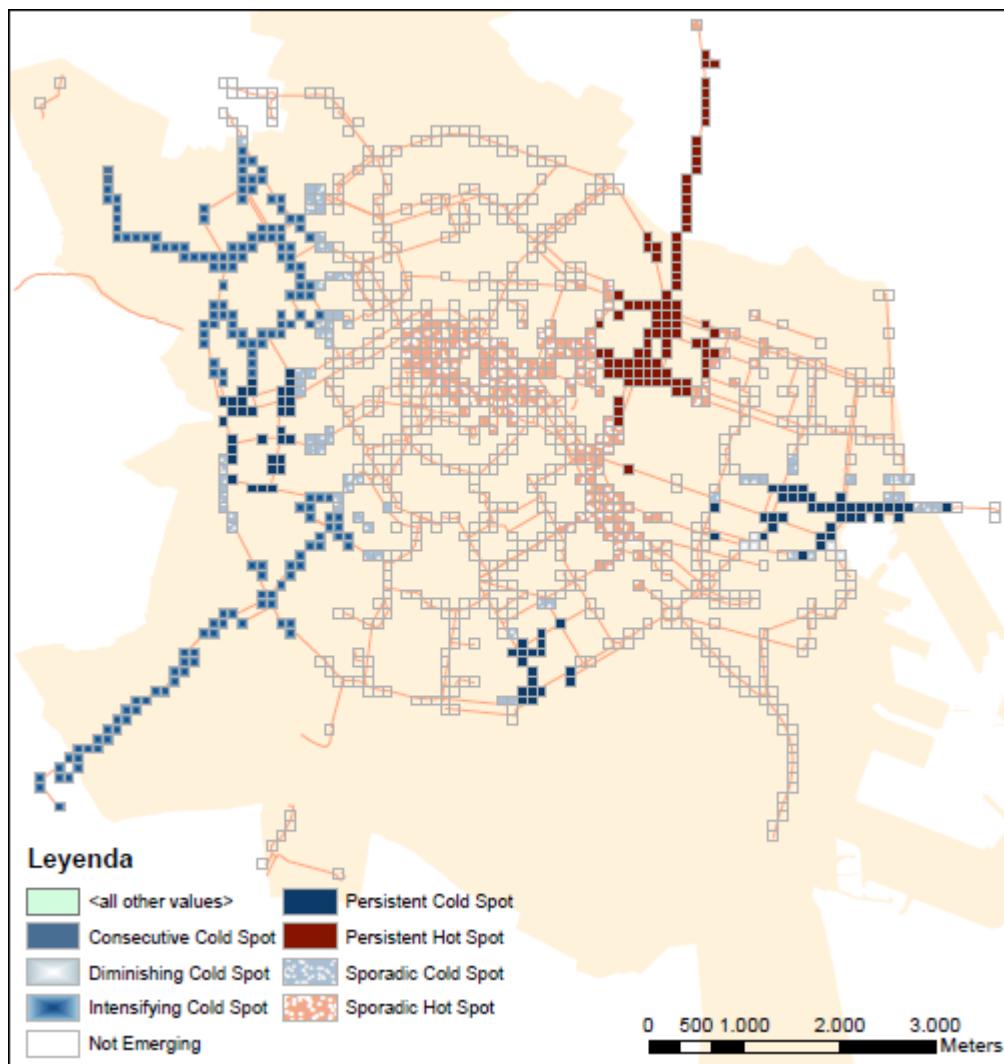


Figura 4-35. Puntos calientes. Bicicletas en día laborable intervalo [12:18]

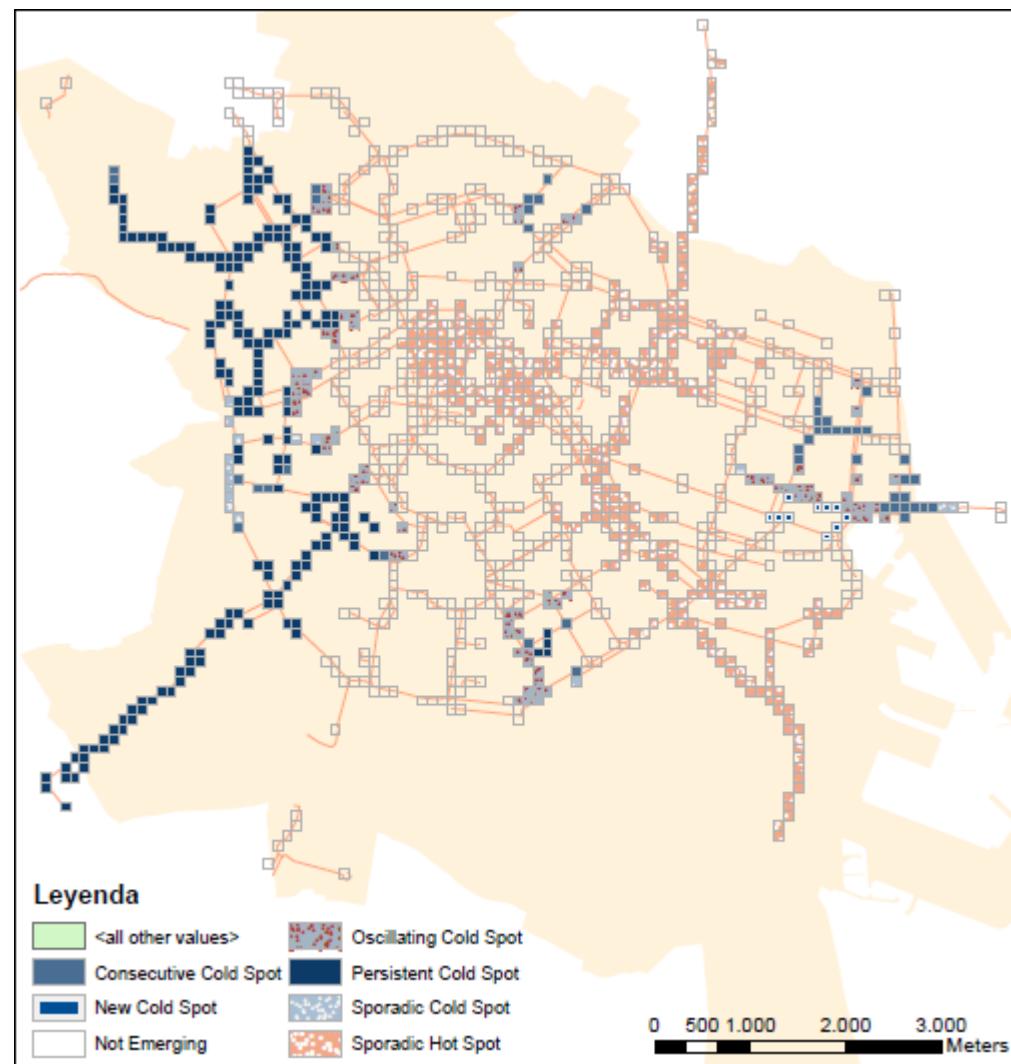


Figura 4-34. Puntos calientes. Bicicletas en fin de semana intervalo [12:18]

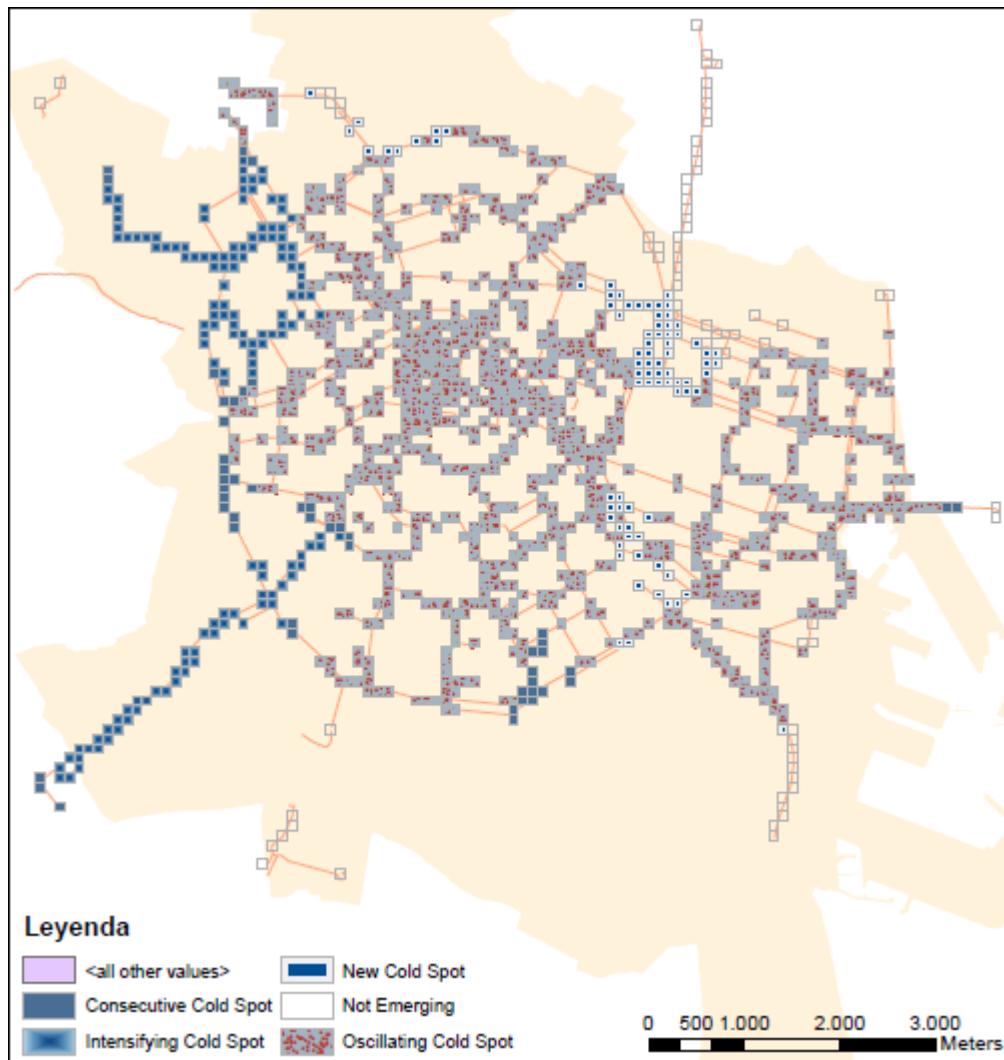


Figura 4-37. Puntos calientes. Bicicletas en día laborable intervalo [18:23]

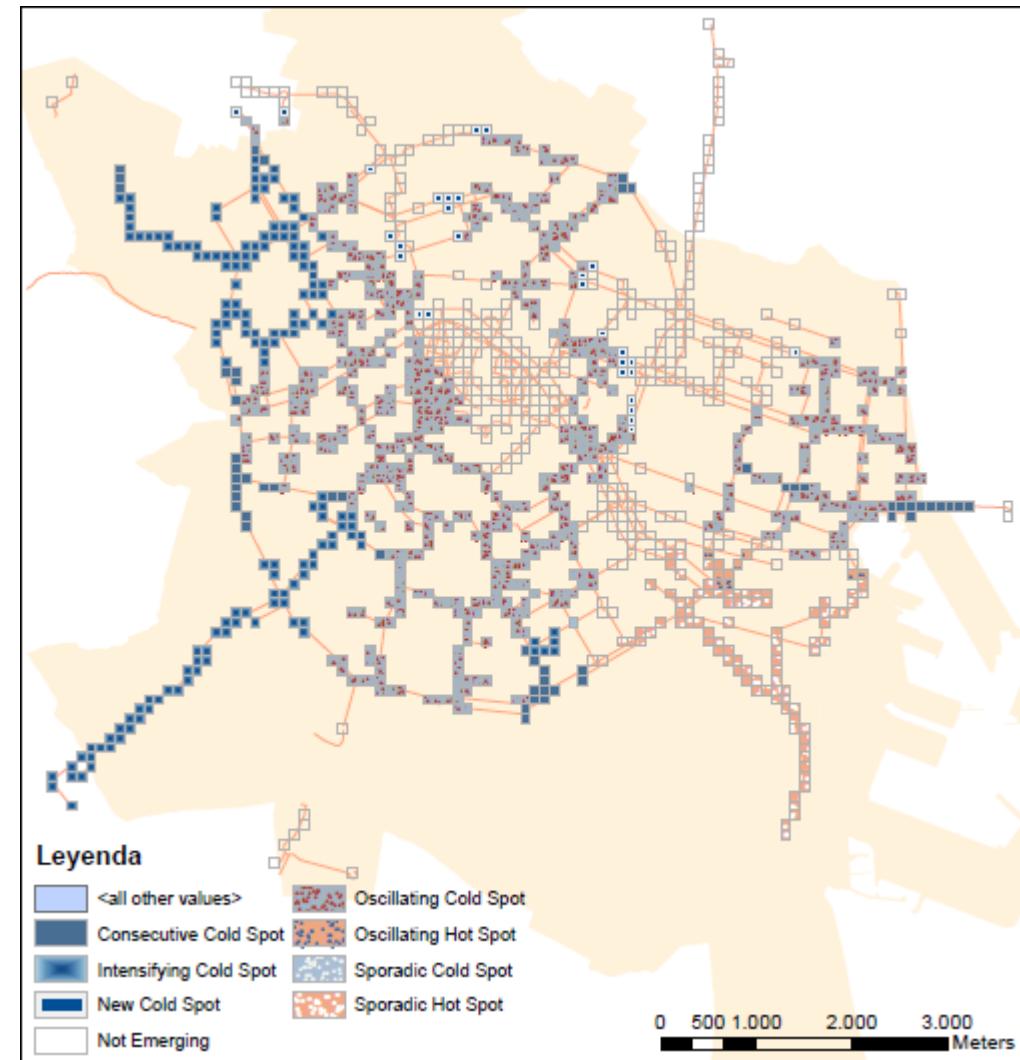


Figura 4-36. Puntos calientes. Bicicletas en fin de semana intervalo [18:23]

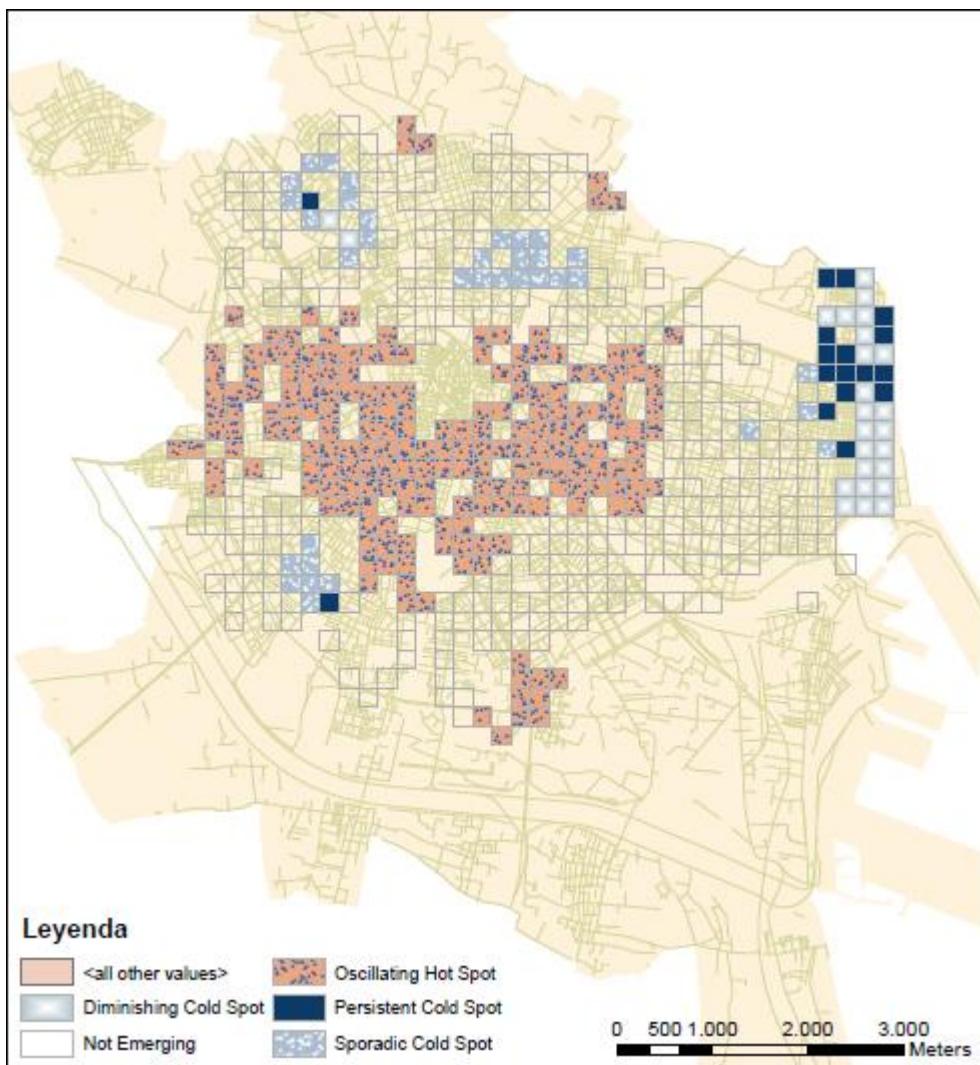


Figura 4-39. Puntos calientes. Tráfico en día laborable intervalo [6:12]

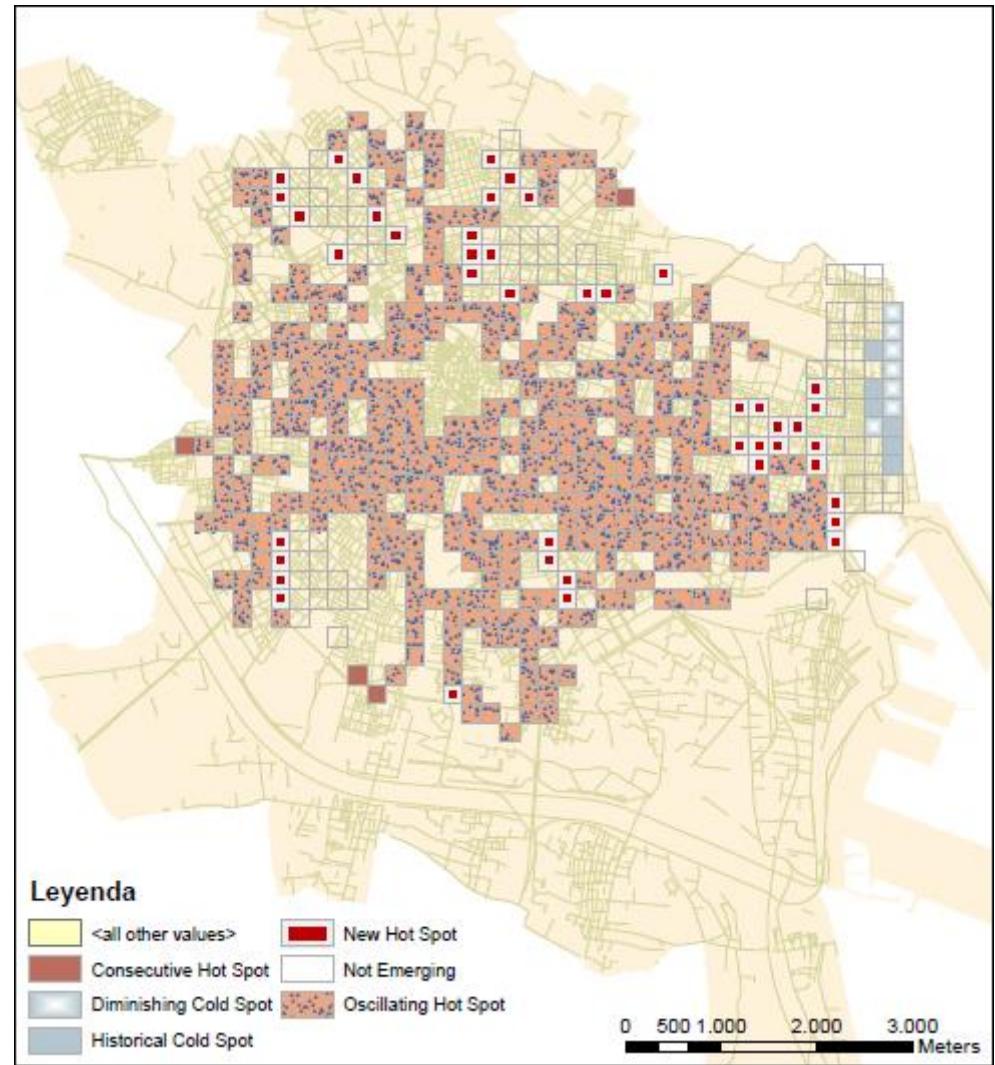


Figura 4-38. Puntos calientes. Tráfico en fin de semana intervalo [6:12]

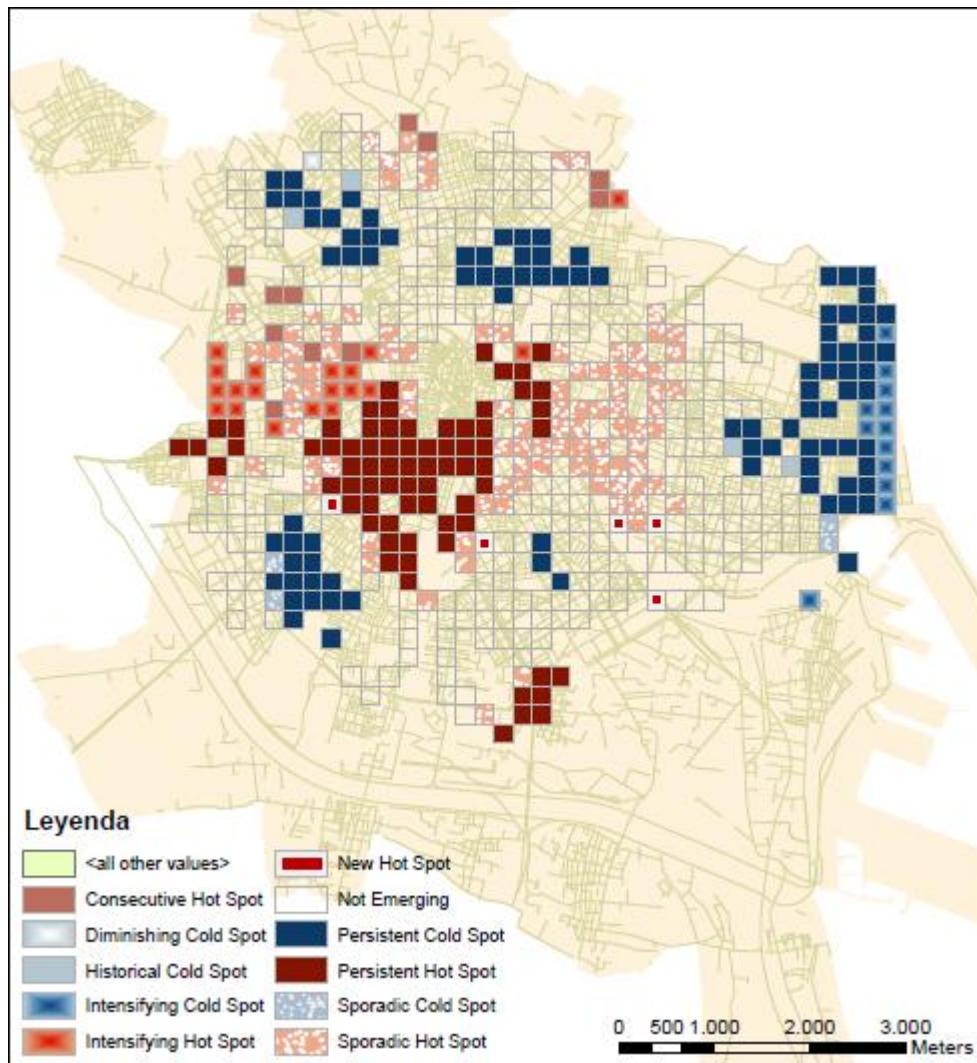


Figura 4-41. Puntos calientes. Tráfico en día laborable intervalo [12:18]

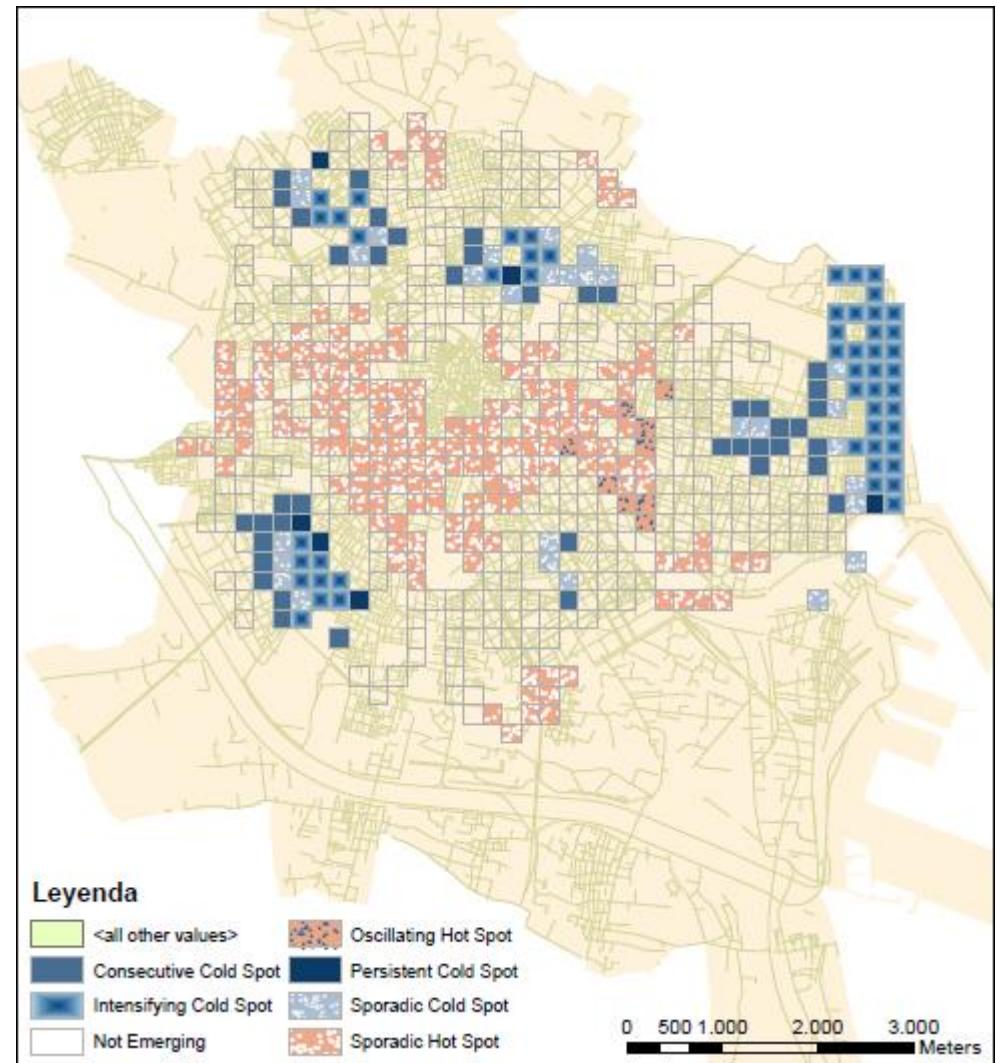


Figura 4-40. Puntos calientes. Tráfico en fin de semana intervalo [12:18]

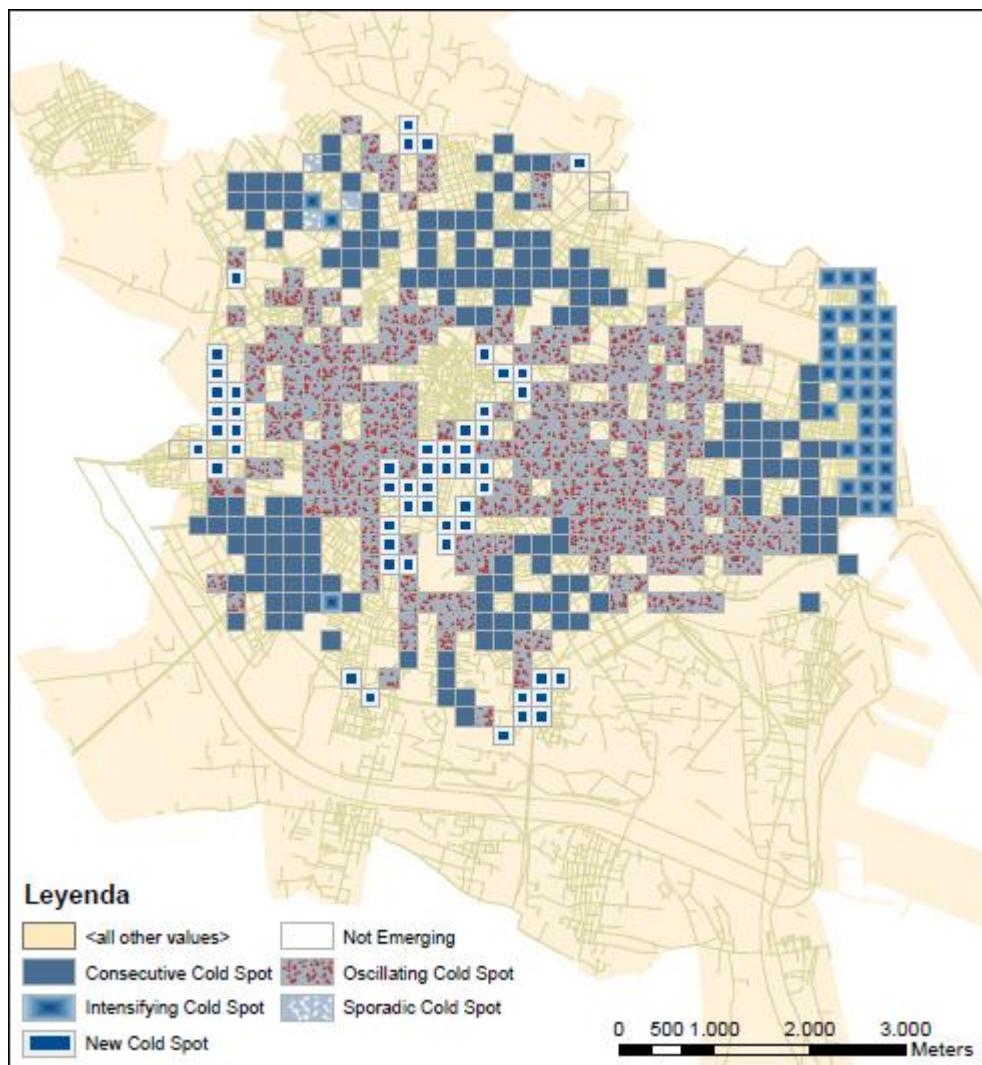


Figura 4-43. Puntos calientes. Tráfico en día laborable intervalo [18:23]

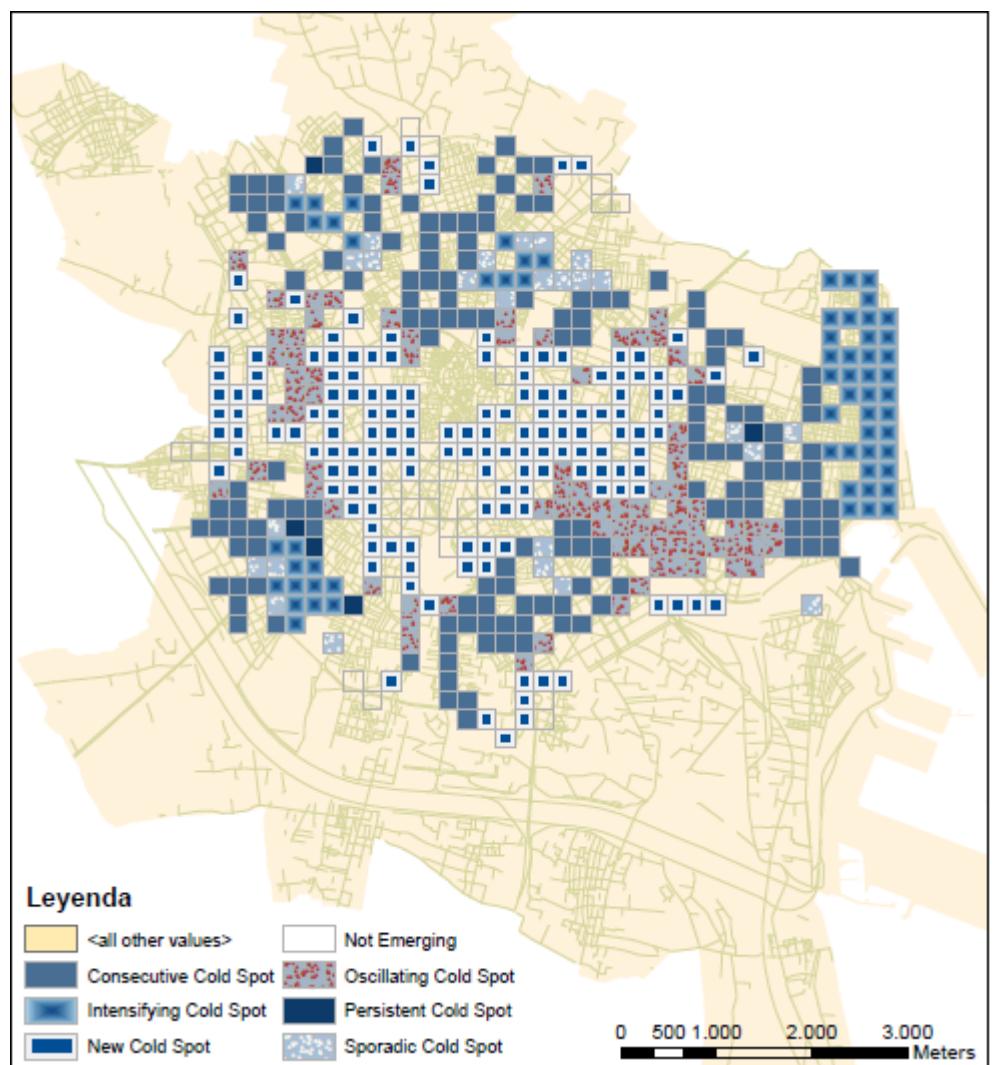


Figura 4-42. Puntos calientes. Tráfico en fin de semana intervalo [18:23]

Hasta el momento el análisis de interpolación mediante krigado nos había permitido tomar imágenes fijas de la intensidad horaria del tráfico para cada una de las horas del día. Pudiendo así identificar las zonas de mayores intensidades a lo largo del día.

En este apartado vemos los resultados obtenidos del análisis de tendencias, que nos permite discernir la evolución espacio-temporal de la intensidad del tráfico para cada zona de la ciudad. En concreto se han analizado tres intervalos temporales que se engloban en mañana, tarde y tarde-noche, diferenciando los días laborables de los días de fin de semana.

### **Bicicletas:**

- Intervalo de mañana: en días laborables la intensidad horaria aumenta continuadamente en la zona universitaria, mientras que en toda la zona oeste de la ciudad va decreciendo. Existen dos focos al sur y este de la ciudad en que la intensidad sigue una tendencia decreciente y en cuanto al centro de la ciudad, la intensidad se encuentra siempre por encima de la media, siguiendo una progresión creciente en la que se producen altibajos en la intensidad.

Por otro lado, en los días de fin de semana la intensidad va aumentando en todo el centro histórico y en el curso del Turia. Sólo en el distrito de Patraix se da un descenso claro continuado, en el eje del carril bici que comunica con el municipio de Torrent. Por el contrario, en el tramo sureste que comunica con el Saler se detecta una evolución creciente.

- Intervalo de tarde: en el caso de días laborables las evoluciones observadas se asemejan a las del intervalo de mañana, siendo claramente la zona universitaria el mayor foco de crecimiento.

Para el caso de fin de semana el mapa de evolución se diferencia algo más del respectivo matutino. Producándose un descenso progresivo en prácticamente toda la zona oeste de la ciudad, y siendo aún el centro histórico y el curso del Turia las zonas con intensidades crecientes, en este caso están por encima de la media pero sin tener un aumento muy pronunciado.

- Intervalo de tarde-noche: tanto para los días laborables como para fin de semana se obtienen mapas fríos, en los que las intensidades horarias de bicicletas van disminuyendo conforme pasan las horas. Es curioso observar como se produce en días laborables un descenso intenso en las zonas universitarias.

### **Tráfico motorizado:**

- Intervalo de mañana: en días de fin de semana la intensidad del tráfico va creciendo durante la mañana prácticamente en toda la ciudad, exceptuando la zona de la playa. Es curioso este hecho, pero debemos recordar que los meses estudiados no corresponden al periodo estival, para el que seguro obtendríamos otros resultados.

Si nos referimos a los días laborables, la intensidad va creciendo por encima de la media en toda la zona central de la ciudad, mientras que existen focos de decrecimiento en la zona este, y en los distritos de La Saïdia, Benicalap y Patraix.

- **Intervalo de tarde:** En este caso los resultados obtenidos para días laborables y de fin de semana son similares, siendo mucho más agudos los aumentos y descensos de intensidad en el primer caso. En general, en toda la parte central de grandes vías y la zona este de la ciudad van aumentando las intensidades del tráfico progresivamente, mientras que se mantienen los mismos focos de decrecimiento que en el caso del intervalo matutino.
- **Intervalo de tarde-noche:** nos encontramos con una situación análoga a la obtenida para el tráfico ciclista en este intervalo horario. Se obtienen mapas que indican un descenso global de las intensidades. Para los días laborables dicho descenso es menos pronunciado en la zona universitaria y en todo el curso del Turia. Sin embargo, para el fin de semana el descenso es más claro para toda la ciudad en general y se obtiene una tendencia más sutil en la zona más cercana al mar del curso del Turia, donde se encuentran el oceanográfico y la ciudad de las artes y las ciencias.

#### 4.2.3 Resultados obtenidos del análisis geoestadístico con R

En el análisis geoestadístico con R se ha desarrollado un modelo de predicción de intensidades horarias de bicicletas. Para profundizar en el desarrollo del análisis, el script se expone en el anexo III.

En primer lugar, se calculó el variograma espacio-temporal empírico de la muestra. En las figuras 4-43 a 4-45 se muestran tres formas de representarlo. Donde lag representa la diferencia temporal en horas.

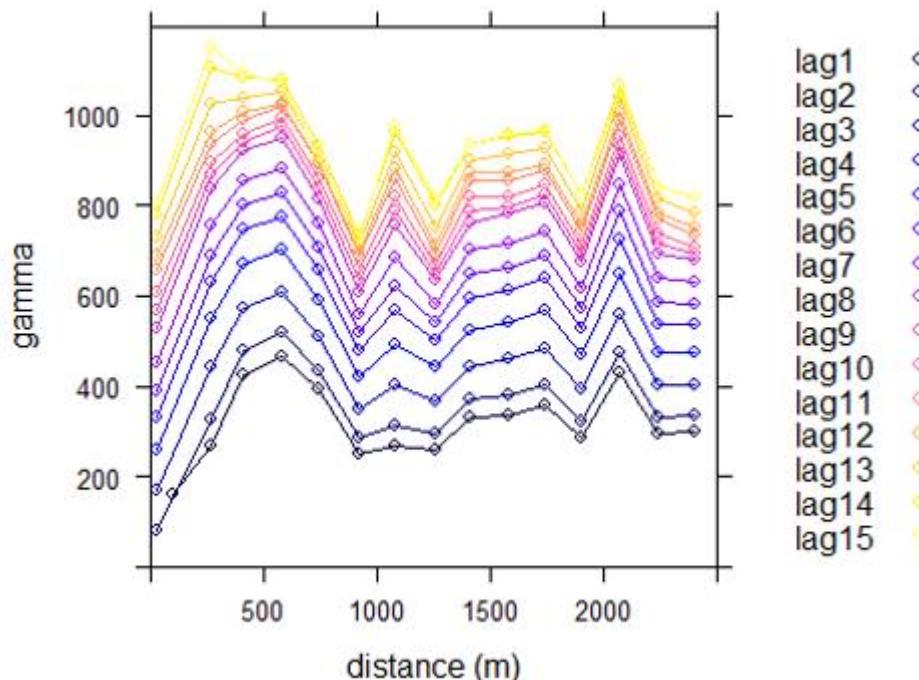


Figura 4-44. Variograma espacio-temporal empírico (bicicletas)

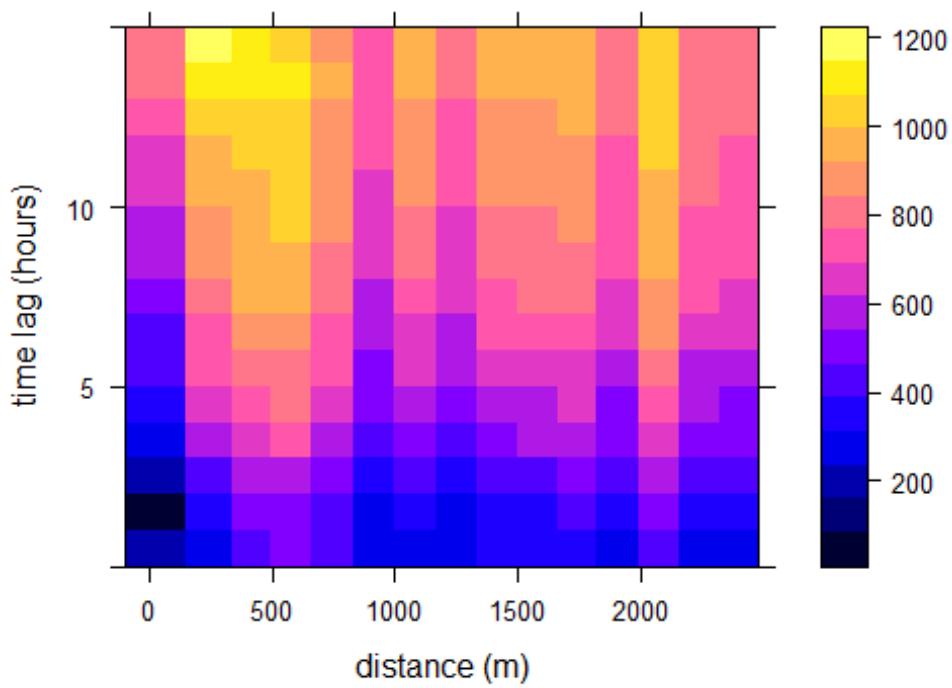


Figura 4-45. Variograma espacio-temporal empírico tipo mapa de calor (bicicletas)

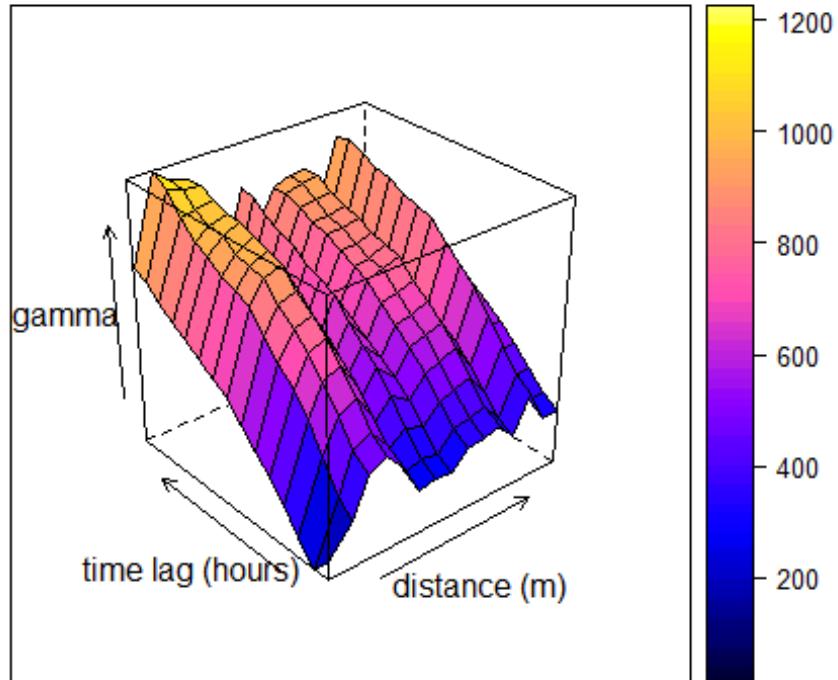


Figura 4-46. Variograma espacio-temporal empírico tipo 3D (bicicletas)

Se analizaron los diferentes modelos de variogramas espacio-temporales descritos en el capítulo 3, eligiéndose el modelo suma-métrico para el ajuste por ser el de menor error cuadrático medio. En la figura 4-46 se muestra el modelo elegido.

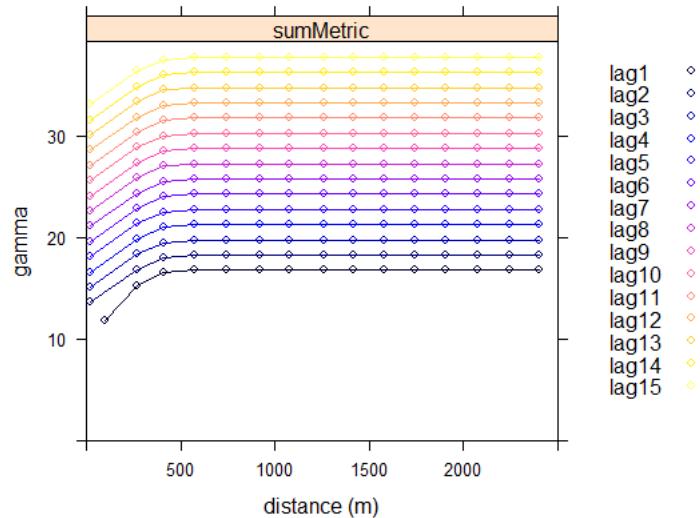


Figura 4-47. Variograma teórico ajustado a la muestra

Para la predicción se crea un grid espacio-temporal cuyo componente espacial es una muestra de 500 puntos extraídos del conjunto de puntos de medida de tráfico motorizado.

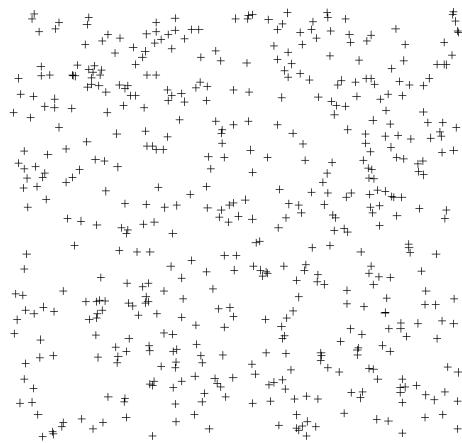


Figura 4-48. Grid espacial para la predicción

En cuanto al eje temporal se definen 11 intervalos para una duración total de 24 horas.

Una vez desarrollado el modelo de variograma espacio-temporal y el grid sobre el que ejecutarlo, se realiza el krigado espacio-temporal. Los resultados aparecen en la figura 4-48.

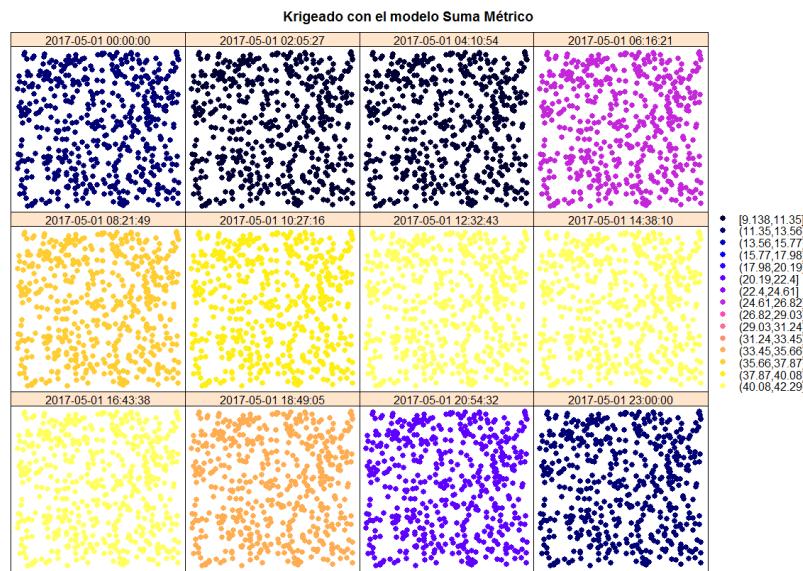


Figura 4-49. Resultados del krigado espacio-temporal

Como podemos observar, la componente temporal enmascara el efecto espacial. Obtenemos un mismo valor medio para todos los puntos de la muestra para cada instante. Se aprecia una correcta evolución de la intensidad en función del tiempo, pero el modelo no es capaz de discriminar según el espacio.

Para los datos obtenidos de tráfico motorizado, no ha sido posible estimar el variograma empírico con las 1175 espiras electromagnéticas. Trabajando con muestras de tamaño ochenta los modelos resultantes y la homogeneidad espacial de las predicciones son similares a las obtenidas para las bicicletas.

Como se indica en el documento “*Spatio-Temporal Interpolation using gstat*” (Benedikt Gräler, 2016), habitualmente es preferible fijar el tiempo y realizar un krigado espacial. El krigado espacio-temporal da como valor añadido la posibilidad de obtener valores para momentos temporales en los que no se dispone de información.

Se decide entonces realizar un krigado espacial a través de la herramienta *Geostatistical Analyst* de ArcGIS. En la figura 4-51 y 4-53 se muestran como ejemplo los mapas de predicción obtenidos para las bicicletas y para el tráfico motorizado en día laborable a las 8 horas respectivamente.

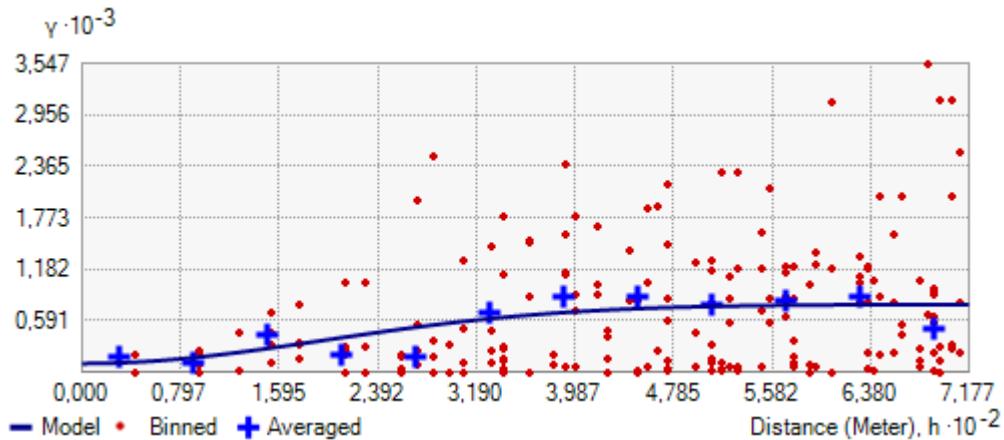


Figura 4-50. Variograma espacial empírico y ajustado para bicicletas a las 8 h.

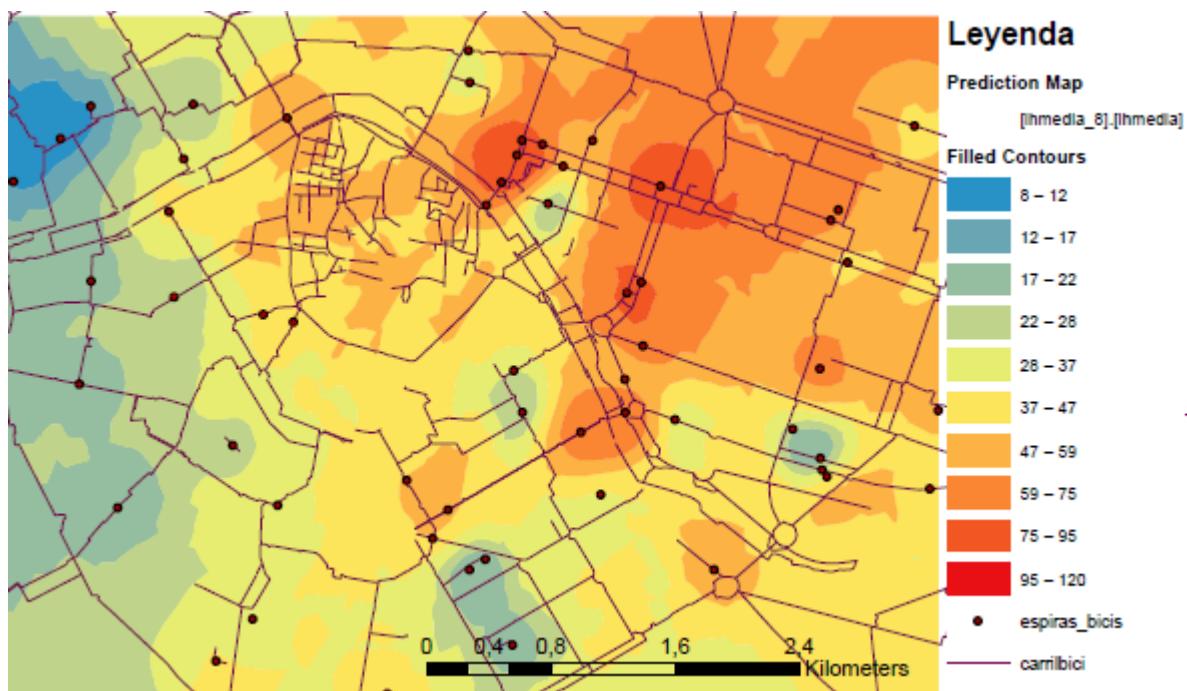


Figura 4-51. Mapa de predicción de bicicletas a las 8h.

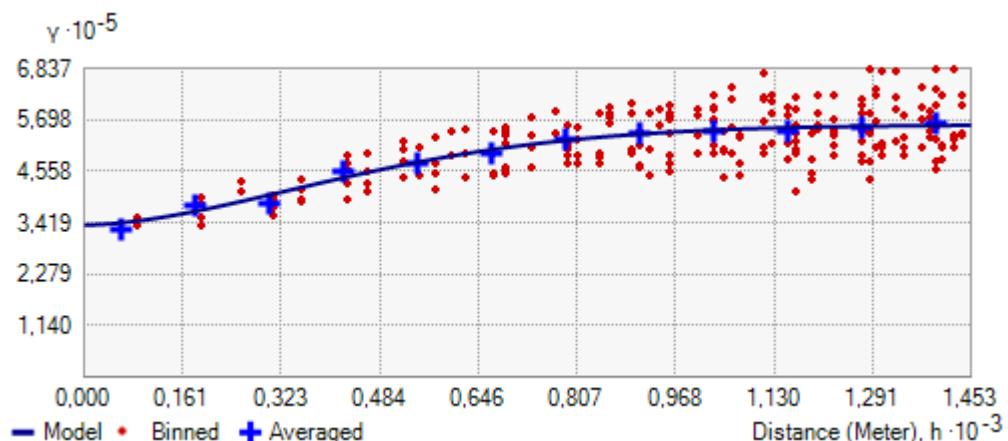


Figura 4-52. Variograma espacial empírico y ajustado para tráfico motorizado en día laborable. 8h.

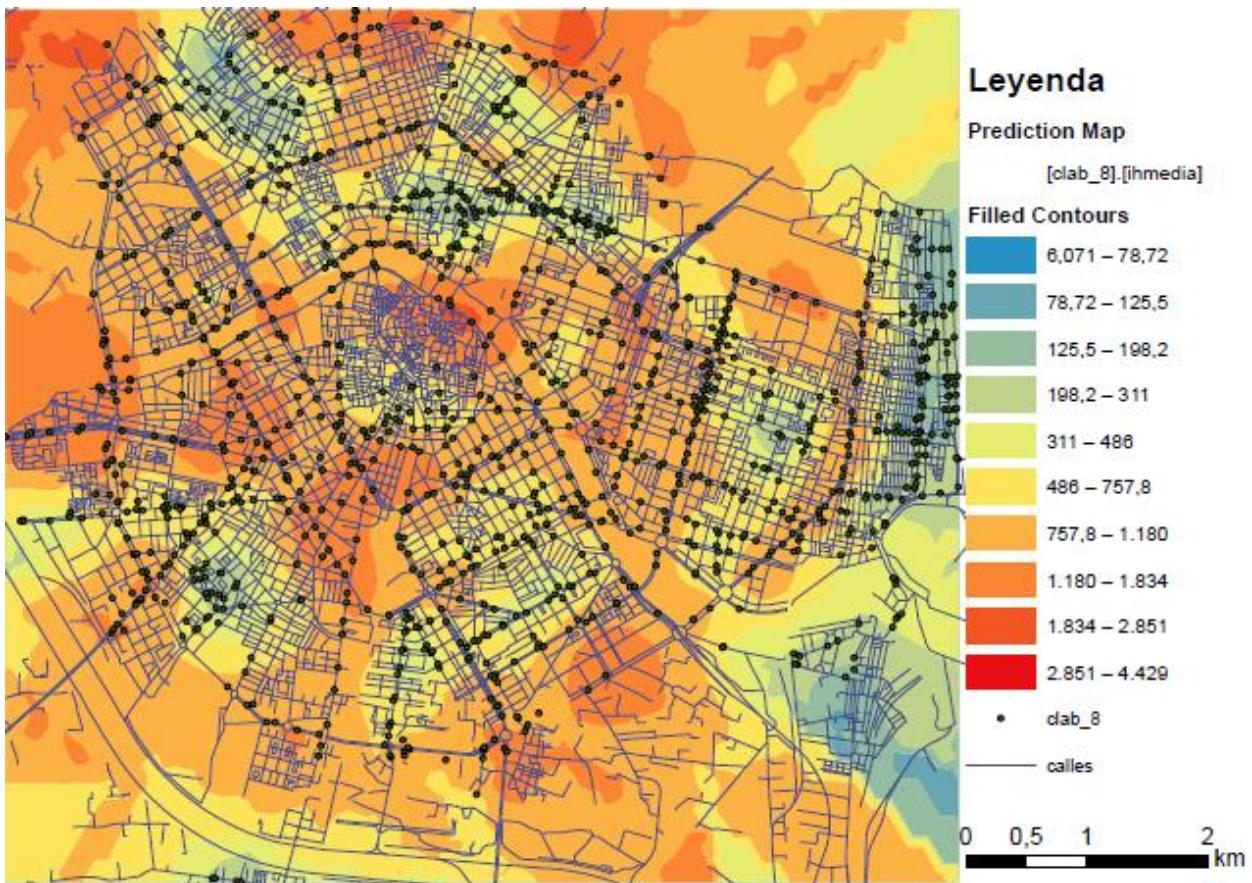


Figura 4-53. Mapa de predicción de tráfico motorizado día laborable a las 8 h.

#### 4.2.4 Comparativa

Para poder valorar la semejanza de los mapas predictivos a los mapas realizados con interpolación con barreras, se exponen a continuación los mapas interpolados a través de la media de intensidades horarias para las 8:00 horas. En el caso de las bicicletas se han empleado tanto en el mapa predictivo como en la interpolación los datos medios totales de bicicletas, sin distinguir entre laborable y festivo. Para los coches, se han empleado en ambos casos los datos de días laborables.

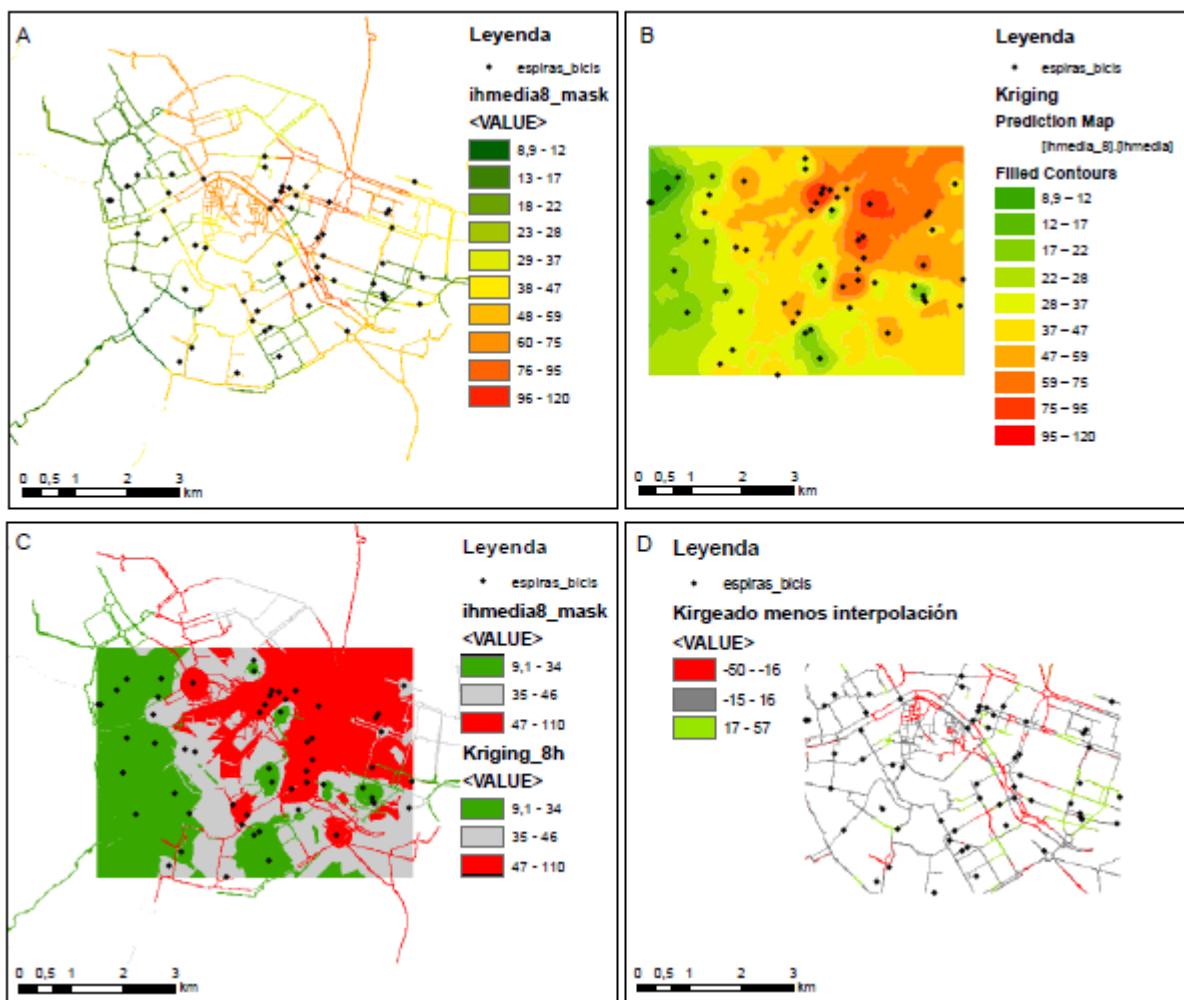


Figura 4-54. Comparativa interpolación con barreras y krigado en bicicletas. 8h

Los mapas A y B representan la interpolación con barreras y el krigado respectivamente.

Podemos apreciar al atribuirles una rampa de colores similar cómo los resultados de ambos mapas son coherentes a grandes rasgos (mapa C), y cómo en determinadas zonas se nota la influencia de la interpolación con barreras. Por ejemplo, en la zona este el mapa predictivo solo presenta un pequeño foco de bajas intensidades de color verde mientras que en la interpolación con barreras una zona más amplia dentro de la red de carril bici adquiere valores mínimos.

Analizamos las diferencias entre ambas metodologías realizando la resta de los valores de ambas (mapa D), y se observa cómo las zonas con mayores diferencias son aquellas que se encuentran alejadas de los puntos de medida. En las zonas rojas el krigado ha dado valores menores de los esperados mientras que en las verdes los valores son mayores que los de la interpolación con barreras.

Se considera que la interpolación con barreras aporta información mejor respecto a los datos de partida, y se propone la mejora de los mapas de krigado explorando variogramas que se ajusten mejor a la muestra. De todas formas, se destaca como ambos resultados reflejan bien de manera global la intensidad horaria del tráfico por zonas de la ciudad.

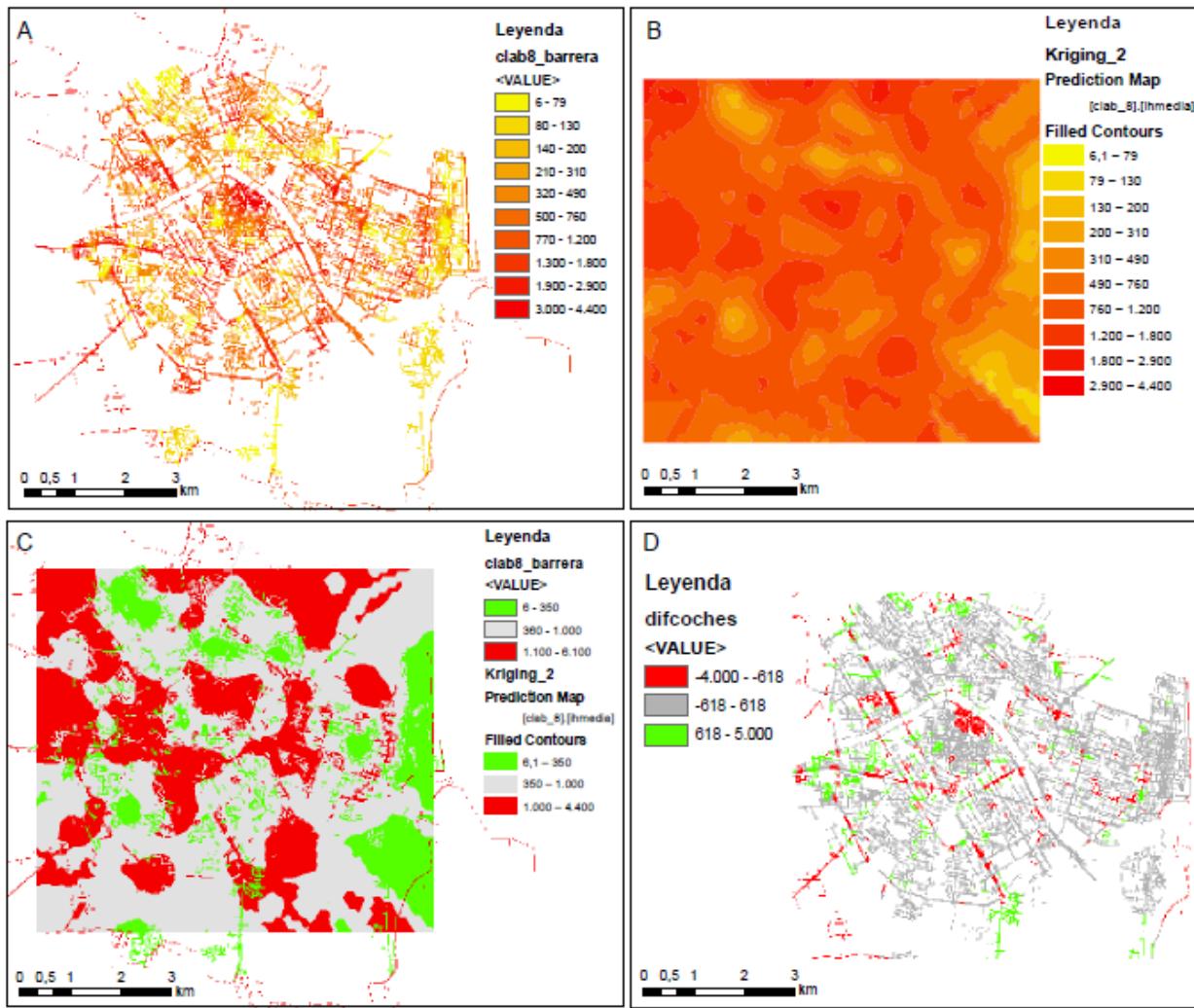


Figura 4-55. Comparativa interpolación con barreras y krigedo en laborable tráfico motorizado. 8h

En el caso del tráfico motorizado el mapa predictivo difiere más del mapa resultante de la interpolación con barreras que en el caso de bicicletas. Existen zonas coincidentes, sobre todo de bajas intensidades. Hemos de tener en cuenta que el krigedo que se realiza no tiene ninguna limitación direccional, por lo que tiene sentido que los resultados difieran más para el tráfico motorizado donde la red es mucho más extensa y existen calles de distintas características (calles de un único sentido, de doble sentido, grandes avenidas, etc.). Pese a ello el mapa predictivo obtenido permite evaluar a nivel de zonas o barrios los niveles de intensidad de tráfico según la hora.

## 5 CONCLUSIONES

Las principales conclusiones extraídas de este trabajo son:

- El crecimiento de las nuevas fuentes de información y en especial los Portales de Datos Abiertos son una oportunidad para la mejora de la gestión de múltiples aspectos relacionados con las ciudades. En nuestro trabajo nos hemos centrado en la movilidad y en concreto en las intensidades de tráfico medidas por los sistemas de aforo. Sin embargo, la información por si sola carece de interés si no se dispone de herramientas informáticas y conocimientos que permitan extraer conclusiones que puedan ser empleadas en la toma de decisiones.
- Se ha visto el enorme potencial de **ArcGIS** en la tarea de analizar los factores que influyen en la movilidad. Aunque lógicamente ningún software por sí solo puede abordar todos los aspectos de una realidad tan compleja como el tráfico urbano. En el presente trabajo hemos integrado técnicas estadísticas implementadas en **R** como complemento a las herramientas exploradas de **ArcGIS**: *Spline with barriers*, *Create Space-Time Cube*, *Hot Spot Analysis* y *Kriging*.
- La aplicación de la metodología desarrollada a la ciudad de Valencia nos ha permitido comprender la dinámica espacio-temporal del tráfico, concluyéndose:
  - La variabilidad temporal es el factor más relevante en los cambios de intensidad del tráfico.
  - Se ha observado como las zonas con mayores y menores intensidades son mayoritariamente estables con independencia de la hora, destacando como zonas de más tráfico la zona central y las universitarias. Destaca en los resultados como la zona universitaria genera una gran influencia en la movilidad ciclista, siendo en dicha zona donde casi siempre se presentan los máximos valores de intensidad independientemente de la hora que sea. Resulta lógico que la población joven sea tan influyente en la movilidad ciclista. En cuanto al tráfico motorizado destacan las grandes avenidas, que son las que albergan mayores intensidades de tráfico rodado. Son resultados coherentes ya que la estructuración de la ciudad en un conjunto de grandes avenidas permite dirigir los flujos mayores del tráfico.
  - Los resultados obtenidos frente a los centros atractores considerados al inicio del estudio muestran que los hospitales no parecen guardar una relación directa o inmediata con la intensidad. De las principales estaciones ferroviarias y la estación de autobuses podemos concluir que afectan relativamente a la intensidad, ya que la mayoría se encuentran en zonas que suelen tener altas intensidades. Y respecto a los centros universitarios, se da un foco de alta intensidad de forma persistente en la zona noreste de la ciudad que puede estar relacionado con los mismos, ya que existe una gran cantidad de centros ubicados en su entorno, además de ser el comienzo de una gran avenida, la Avinguda de Catalunya.
  - Respecto a las variables meteorológicas se ha tenido la limitación de que el periodo analizado (de octubre de 2016 a abril de 2017) ha sido muy seco en Valencia, obteniéndose como factor climático más relevante la velocidad y la dirección del viento, así como la temperatura. De hecho, los resultados obtenidos del modelo de regresión lineal definían como significativas las precipitaciones en el caso de tráfico

motorizado y no significativas para las bicicletas. Esto llama la atención puesto que la lluvia es un factor que a priori influye notablemente en el uso de la bicicleta. Es curioso también que, en el modelo de regresión lineal, tanto para bicicletas como tráfico motorizado se refleja la influencia del día del mes en la intensidad del tráfico pero sin seguir una pauta clara, siendo algunos días relevantes y otros no, y resultando que no todos los mismos días de la semana se comportan igual. Es decir, no todos los lunes de un mes presentan la misma influencia en la intensidad del tráfico.

- Los modelos de predicción desarrollados pueden ser de utilidad para los gestores de infraestructuras de tráfico y transportes. Entre los potenciales usuarios identificados se encuentran los planificadores de las nuevas iniciativas de car-sharing (*free-float car sharing systems*) en los que los usuarios pueden alquilar un vehículo en el lugar donde se encuentren y dejarlo en el punto que deseen dentro de un área amplia de la ciudad. Para este tipo de flotas es fundamental estimar la probabilidad de que el vehículo sea alquilado en el sitio donde se encuentre en un intervalo dado de tiempo.
- Los modelos de predicción espacio-temporales desarrollados con **R** han resultado útiles solo para obtener valores de la intensidad horaria media según la hora del día, ya que la componente tiempo adquiere un peso mucho mayor en el modelo, enmascarando así la componente espacio y no distinguiendo entre posiciones. A veces resulta de mayor utilidad fijar el tiempo y desarrollar un modelo de predicción espacial, y en nuestro caso se han realizado pruebas de krigado espacial con **ArcGIS**. Los resultados obtenidos son coherentes con los valores de nuestra base de datos, aportando información más precisa para instantes determinados. En el caso de las bicicletas las predicciones se asemejan bastante bien a las observaciones, mientras que para el tráfico motorizado difieren más los datos de las intensidades predichas. Sin embargo, a nivel de barrios las predicciones son buenas, permitiendo adquirir una orientación de los niveles de intensidad de tráfico según la hora en las distintas zonas de la ciudad.
- De la comparación entre la interpolación con barreras y el krigado espacial se concluye que la interpolación se aproxima mejor a la situación real de la movilidad, pero se debe considerar la mejora de los modelos de variogramas.

Como líneas futuras de trabajo están disponer de series de datos más amplias, que permitan un estudio anual. De esta forma, se podrían analizar las tendencias estacionales. También sería de interés profundizar en la estimación de los variogramas espacio-temporales, o aplicar técnicas de co-kriging utilizando como variables predictoras la información de partida obtenida, e incluir fenómenos coyunturales de atracción de viajes como partidos de fútbol o grandes conciertos.

## REFERENCIAS

---

- AEMA. (2016). *Señales de la AEMA 2016. Hacia una movilidad limpia e inteligente*. Copenhagen.
- Ahmadreza Faghih-Imani, N. E. (2016). Incorporating the impact of spatio-temporal interactions on bicycle sharing system demand: A case study of New York CitiBike system. *Journal of Transport Geography*, 218-227.
- Alonso, C. M. (2015). Tesis Doctoral. Desarrollo de un modelo de evaluación de ciudades basado en el concepto de ciudad inteligente (smart city). Madrid.
- Andreas Kaltenbrunner, R. M. (2010). Urban cycles and mobility patterns: Exploring and predicting trends in a bicycle-based public transport system. *Pervasive and Mobile Computing*, 455-466.
- Ayuntamiento de Valencia. (2013). *Plan de Movilidad Urbana Sostenible de Valencia*. Valencia.
- Ayuntamiento de Valencia. (2016). *Oficina de Estadística*. Recuperado el enero de 2017, de [http://www.valencia.es/ayuntamiento/estadistica.nsf/vDocumentosTituloAux/Principal?open&document&lang=1&nivel=1\\_1&bdOrigen=ayuntamiento/estadistica.nsf&idapoyo=58FB3C7A3D56E414C1257DD40057EB6C](http://www.valencia.es/ayuntamiento/estadistica.nsf/vDocumentosTituloAux/Principal?open&document&lang=1&nivel=1_1&bdOrigen=ayuntamiento/estadistica.nsf&idapoyo=58FB3C7A3D56E414C1257DD40057EB6C)
- Ayuntamiento de Valencia. (s.f.). *Fundación InnDEA Valencia*. Recuperado el 24 de 04 de 2017, de <http://inndeavalencia.com/es/>
- Ayuntamiento de Valencia. (s.f.). *Valenbisi*. Recuperado el 11 de enero de 2017, de <http://www.valenbisi.com/>
- Baslé, M. (2016). Smarter cities' attractiveness. Testing new criteria or Facets. "Data Scientist" and "Data Platforms". *Journal of the Knowledge Economy*, 1-11.
- Benedikt Gräler, E. P. (25 de marzo de 2016). *cran.r-project.org*. Obtenido de <https://cran.r-project.org/web/packages/gstat/vignettes/spatio-temporal-kriging.pdf>
- Brent Selby, K. M. (2013). Spatial prediction of traffic levels in unmeasured locations: applications of universal. *Journal of Transport Geography*, 24-32.
- Cerrillo, A. (2014). Los principios de los datos abiertos en la legislación española. *Revista de Internet, Derecho y Política* (19), 62-77.
- Cressie, N. A. (1993). *Statistics for Spatial Data*. Iowa: Wiley-Interscience.
- Darcin Akin, V. P. (2011). Impacts of Weather on Traffic Flow Characteristics of Urban Freeways in Istanbul . *Procedia Social and Behavioral Science*, 89-99.
- Dirección General de Tráfico. (s.f.). *Portal estadístico DGT*. Obtenido de [https://sedeapl.dgt.gob.es/WEB\\_IEST\\_CONSULTA/categoria.faces](https://sedeapl.dgt.gob.es/WEB_IEST_CONSULTA/categoria.faces)
- EMT. (s.f.). *Planificador de rutas EMT*. Obtenido de <https://www.emtvalencia.es/geoportal/>
- ESRI. (s.f.). Recuperado el marzo de 2017, de <https://pro.arcgis.com/es/pro-app/tool-reference/space-time-pattern-mining/learnmorecreatecube.htm>

- ESRI. (2016). *ArcGIS for Desktop*. Obtenido de Ayuda de Arcmap: <http://desktop.arcgis.com/es/arcmap/10.3/tools/3d-analyst-toolbox/an-overview-of-the-3d-analyst-toolbox.htm>
- Esther Anaya, A. C. (s.f.). *Observatorio de la Bicicleta Pública en España*. Recuperado el 9 de enero de 2017, de <https://bicicletapublica.es/>
- EuroVelo. (s.f.). *EuroVelo, the European cycle route network*. Recuperado el 14 de 03 de 2017, de <http://www.eurovelo.org/>
- Felix Rempe, G. H. (2016). Spatio-Temporal Congestion Patterns in Urban Traffic Networks. *Transportation Research Procedia*, 15, 513-524.
- Ferrocarrils de la Generalitat Valenciana. (2017). *Ferrocarrils de la Generalitat Valenciana*. Obtenido de Conselleria d'Habitatge, Obres Pùbliques i Vertebració del Territori: <http://www.fgv.es/>
- Instituto Nacional de Estadística. (2016). *Instituto Nacional de Estadística*. Recuperado el enero de 2017, de <http://www.ine.es/>
- Intelligent Energy Europe*. (s.f.). (European Commission) Recuperado el 14 de 03 de 2017, de <https://ec.europa.eu/energy/intelligent/projects/en/projects/presto>
- Martínez, C. E. (2012). Tesis Doctoral. Análisis estadístico espacio tiempo basado en distancias y splines con aplicaciones. Barcelona: Universidad de Barcelona.
- Ministerio de Sanidad, Servicios Sociales e Igualdad. (2015). *Catálogo Nacional de Hospitales 2016*.
- Montero, J. M. (2009). Geoestadística espacial y espacio-temporal: vino nuevo, cepas viejas. Santiago de Compostela.
- Necula, E. (2015). Analyzing Traffic Patterns on Street Segments Based on GPS Data Using R. *Transportation Research Procedia*, 10, 276-285.
- Neirotti, P. e. (2014). Current trends in Smart City initiatives: Some stylised facts. *Cities*, 38, 25-36.
- Parlamento Europeo y Consejo de la Unión Europea. (2003). DIRECTIVA 2003/98/CE, de 17 de noviembre de relativa a la reutilización de la información del sector público. Bruselas: Diario Oficial de la Unión Europea.
- S.Bivand, R. (2013). *Applied Spatial Data Analysis with R. 2nd Edition*. New York: Springer.
- Thomas Nosal, L. F.-M. (2014). The effect of weather on the use of North American bicycle facilities: A multi-city analysis using automatic counts. *Transportation research part A: policy and practice*(66), 213-225.
- Veronesi, F. (27 de agosto de 2015). *R tutorial for Spatial Statistics*. Obtenido de R tutorial for Spatial Statistics: <http://r-video-tutorial.blogspot.com.es/>
- Xiaokun Wang, K. M. (2009). Spatial Interpolation of Traffic Counts from Texas Data. *Journal of the Transportation Research*, 100-108.

# ANEXO I. DATOS

En el presente anexo se muestran los conjuntos de datos alfanuméricos obtenidos para la descripción actual de la ciudad de Valencia según diversos ámbitos o sectores.

## POBLACIÓN

Tabla 0-1. Población por distrito según sexo

<b>Distrito</b>	<b>Población</b>	<b>Total hombres</b>	<b>Total mujeres</b>
1.CIUTAT VELLA	26.769	12.735	14.034
2.L'EIXAMPLE	42.406	19.517	22.889
3.EXTRAMURS	48.287	22.098	26.189
4.CAMPANAR	37.562	17.907	19.655
5.LA SAIDIA	46.818	21.794	25.024
6.EL PLA DEL REAL	30.116	13.853	16.263
7.L'OLIVERETA	48.221	22.930	25.291
8.PATRAIX	57.573	27.343	30.230
9.JESUS	52.261	25.551	26.710
10.QUATRE CARRERES	73.664	35.549	38.115
11.POBLATS MARITIMS	57.590	28.035	29.555
12.CAMINS AL GRAU	65.119	31.597	33.522
13.ALGIROS	37.191	17.719	19.472
14.BENIMACLET	29.096	13.599	15.497
15.RASCANYA	52.749	25.893	26.856
16.BENICALAP	45.460	22.095	23.365
17.POBLATS DEL NORD	6.529	3.149	3.380
18.POBLATS DE L'OEST	13.993	6.827	7.166
19.POBLATS DEL SUD	20.228	10.091	10.137

Tabla 0-2. Población por distritos segú rango de edad

<b>Distrito</b>	<b>Porcentaje 0-15 años</b>	<b>Porcentaje 16-64 años</b>	<b>Porcentaje &gt;65 años</b>
1.CIUTAT VELLA	12,4	66,2	19,3
2.L'EIXAMPLE	14,4	62,6	23,0
3.EXTRAMURS	13,7	63,1	23,2
4.CAMPANAR	16,6	64,5	18,9
5.LA SAIDIA	13,2	63,6	23,1
6.EL PLA DEL REAL	15,2	61,9	22,9
7.L'OLIVERETA	13,5	63,7	22,8
8.PATRAIX	14,5	66,5	19,1
9.JESUS	14,0	66,5	19,5

10.QUATRE CARRERES	15,1	64,9	20,0
11.POBLATS MARITIMS	15,3	65,6	19,1
12.CAMINS AL GRAU	16,6	66,2	17,2
13.ALGIROS	11,9	65,9	22,2
14.BENIMACLET	12,3	67,8	20,0
15.RASCANYA	16,9	65,8	17,3
16.BENICALAP	16,4	66,3	17,3
17.POBLATS DEL NORD	16,4	63,5	20,1
18.POBLATS DE L'OEST	16,6	66,3	17,1
19.POBLATS DEL SUD	14,6	65,8	19,6

### EDUCACIÓN

Tabla 0-3. Centros de preescolar / educación infantil. Curso 2015/2016

	Total	Públicos	Privados Concertados	Privados no Concertados	Total alumnado
Valencia	348	103	82	163	28.436
1. Ciutat Vella	8	2	3	3	661
2. l'Eixample	23	2	7	14	1.859
3. Extramurs	25	3	8	14	2.331
4. Campanar	21	6	5	10	1.703
5. la Saïdia	25	5	8	12	2.284
6. el Pla del Real	16	3	5	8	1.463
7. l'Olivereta	23	9	7	7	1.816
8. Patraix	20	8	3	9	1.657
9. Jesús	18	6	5	7	1.404
10. Quatre Carreres	27	9	6	12	2.180
11. Poblats Marítims	27	12	7	8	1.704
12. Camins al Grau	29	9	5	15	2.531
13. Algirós	19	8	2	9	1.191
14. Benimaclet	12	2	2	8	997
15. Rascanya	19	6	3	10	1.791
16. Benicalap	18	4	4	10	1.575
17. Pobles del Nord	2	2	0	0	146
18. Pobles de l'Oest	7	1	1	5	419
19. Pobles del Sud	9	6	1	2	724

Tabla 0-4. Centros de Primaria. Curso 2015/2016

	<b>Total</b>	<b>Públicos</b>	<b>Privados</b>	<b>Total alumnado</b>
Valencia	168	90	78	42.728
1. Ciutat Vella	6	2	4	1.344
2. l'Eixample	8	2	6	2.396
3. Extramurs	9	3	6	3.398
4. Campanar	10	4	6	2.772
5. la Saïdia	13	5	8	3.737
6. el Pla del Real	6	2	4	2.320
7. l'Olivereta	14	7	7	3.126
8. Patraix	10	8	2	2.304
9. Jesús	11	6	5	2.404
10. Quatre Carreres	13	7	6	3.312
11. Poblats Marítims	18	11	7	3.247
12. Camins al Grau	13	8	5	3.589
13. Algirós	7	6	1	1.257
14. Benimaclet	4	2	2	1.129
15. Rascanya	9	6	3	2.358
16. Benicalap	7	3	4	1.834
17. Pobles del Nord	2	2	0	371
18. Pobles de l'Oest	2	1	1	548
19. Pobles del Sud	6	5	1	1.282

Tabla 0-5. Centros de Educación Secundaria Obligatoria. Curso 2015/2016

	<b>Total</b>	<b>Públicos</b>	<b>Privados</b>	<b>Total alumnado</b>
Valencia	109	36	73	28.094
1. Ciutat Vella	6	2	4	1.284
2. l'Eixample	7	1	6	1.792
3. Extramurs	7	1	6	2.288
4. Campanar	9	3	6	1.882
5. la Saïdia	10	2	8	2.676
6. el Pla del Real	4	0	4	1.656
7. l'Olivereta	9	2	7	2.406
8. Patraix	5	3	2	1.416
9. Jesús	7	3	4	1.313
10. Quatre Carreres	8	3	5	2.251
11. Poblats Marítims	10	3	7	2.014
12. Camins al Grau	7	2	5	2.016
13. Algirós	3	3	0	996
14. Benimaclet	3	1	2	642
15. Rascanya	5	3	2	1.424
16. Benicalap	3	0	3	639
17. Pobles del Nord	0	0	0	0
18. Pobles de l'Oest	3	2	1	827
19. Pobles del Sud	3	2	1	572

Tabla 0-6. Centros de bachillerato. Curso 2015/2016

	<b>Total</b>	<b>Públicos</b>	<b>Privados</b>	<b>Total alumnado</b>
Valencia	68	33	35	11.460
1. Ciutat Vella	4	2	2	1.182
2. l'Eixample	5	1	4	854
3. Extramurs	6	1	5	1.019
4. Campanar	5	2	3	757
5. la Saïdia	6	2	4	1.074
6. el Pla del Real	5	0	5	1.053
7. l'Olivereta	6	3	3	1.641
8. Patraix	3	2	1	431
9. Jesús	1	1	0	189
10. Quatre Carreres	5	3	2	699
11. Poblats Marítims	4	3	1	401
12. Camins al Grau	4	2	2	543
13. Algirós	3	3	0	508
14. Benimaclet	2	1	1	199
15. Rascanya	4	3	1	372
16. Benicalap	1	0	1	131
17. Pobles del Nord	0	0	0	0
18. Pobles de l'Oest	2	2	0	259
19. Pobles del Sud	2	2	0	148

Tabla 0-7. Centros de Ciclos Formativos de Grado Medio. Curso 2015/2016

	<b>Total</b>	<b>Públicos</b>	<b>Privados</b>	<b>Total alumnado</b>
Valencia	52	18	34	8.802
1. Ciutat Vella	5	0	5	1.123
2. l'Eixample	6	1	5	928
3. Extramurs	11	1	10	1.041
4. Campanar	2	1	1	491
5. la Saïdia	1	0	1	146
6. el Pla del Real	1	0	1	125
7. l'Olivereta	2	2	0	561
8. Patraix	2	1	1	104
9. Jesús	2	1	1	1.412
10. Quatre Carreres	4	3	1	847
11. Poblats Marítims	2	2	0	363
12. Camins al Grau	3	1	2	209
13. Algirós	1	1	0	427
14. Benimaclet	1	0	1	187
15. Rascanya	4	2	2	386
16. Benicalap	2	0	2	258
17. Pobles del Nord	0	0	0	0
18. Pobles de l'Oest	2	2	0	185
19. Pobles del Sud	1	0	1	9

Tabla 0-8. Centros de Ciclos Formativos de Grado Superior. Curso 2015/2016

	<b>Total</b>	<b>Públicos</b>	<b>Privados</b>	<b>Total alumnado</b>
Valencia	47	19	28	12721
1. Ciutat Vella	2	0	2	233
2. l'Eixample	5	1	4	1507
3. Extramurs	9	1	8	2022
4. Campanar	2	1	1	640
5. la Saïdia	2	1	1	668
6. el Pla del Real	2	0	2	341
7. l'Olivereta	2	2	0	2890
8. Patraix	1	1	0	85
9. Jesús	3	1	2	1120
10. Quatre Carreres	3	3	0	1700
11. Poblats Marítims	2	2	0	208
12. Camins al Grau	2	1	1	352
13. Algirós	2	1	1	330
14. Benimaclet	3	0	3	167
15. Rascanya	3	1	2	228
16. Benicalap	1	0	1	53
17. Pobles del Nord	0	0	0	0
18. Pobles de l'Oest	2	2	0	141
19. Pobles del Sud	1	1	0	35

## TRANSPORTE

Tabla 0-9. Paradas y líneas de la EMT por distrito y población

<b>Distrito</b>	<b>Paradas EMT</b>	<b>Población</b>	<b>Paradas/1000hab</b>	<b>Líneas EMT</b>
1.CIUTAT VELLA	60	26.769	2,24	44
2.L'EIXAMPLE	61	42.406	1,44	32
3.EXTRAMURS	51	48.287	1,06	29
4.CAMPANAR	63	37.562	1,68	21
5.LA SAIDIA	52	46.818	1,11	19
6.EL PLA DEL REAL	62	30.116	2,06	34
7.L'OLIVERETA	60	48.221	1,24	14
8.PATRAIX	50	57.573	0,87	14
9.JESUS	54	52.261	1,03	12
10.QUATRE CARRERES	145	73.664	1,97	21
11.POBLATS MARITIMS	102	57.590	1,77	14
12.CAMINS AL GRAU	63	65.119	0,97	16
13.ALGIROS	47	37.191	1,26	16
14.BENIMACLET	22	29.096	0,76	10
15.RASCANYA	56	52.749	1,06	12
16.BENICALAP	43	45.460	0,95	12
17.POBLATS DEL NORD	39	6.529	5,97	3
18.POBLATS DE L'OEST	27	13.993	1,93	3
19.POBLATS DEL SUD	61	20.228	3,02	7

Tabla 0-10. Pasajeros totales de la EMT por mes y año (en millones de pasajeros)

AÑO 2015												
EN	FEB	MZ	AB	MY	JN	JL	AG	SE	OC	NO	DI	
7,30	7,31	8,01	7,10	7,93	7,82	7,01	4,68	7,38	7,93	7,90	7,55	
AÑO 2016												
EN	FEB	MZ	AB	MY	JN	JL	AG	SE	OC	NO	DI	
7,22	7,84	7,73	7,90	8,57	8,30	7,29	5,33	8,09	8,65	8,53	7,89	

Tabla 0-11. Turismos según distrito y habitantes

<b>Distrito</b>	<b>Turismos</b>	<b>Población</b>	<b>Turismos/habitante</b>
1.CIUTAT VELLA	13.634	26.769	0,51
2.L'EIXAMPLE	19.679	42.406	0,46
3.EXTRAMURS	21.031	48.287	0,44
4.CAMPANAR	16.346	37.562	0,44
5.LA SAIDIA	19.122	46.818	0,41
6.EL PLA DEL REAL	15.522	30.116	0,52
7.L'OLIVERETA	19.562	48.221	0,41
8.PATRAIX	26.377	57.573	0,46
9.JESUS	21.978	52.261	0,42
10.QUATRE CARRERES	31.105	73.664	0,42
11.POBLATS MARITIMS	23.356	57.590	0,41
12.CAMINS AL GRAU	25.289	65.119	0,39
13.ALGIROS	17.120	37.191	0,46
14.BENIMACLET	12.506	29.096	0,43
15.RASCANYA	20.150	52.749	0,38
16.BENICALAP	17.991	45.460	0,4
17.POBLATS DEL NORD	3.203	6.529	0,49
18.POBLATS DE L'OEST	6.223	13.993	0,44
19.POBLATS DEL SUD	10.401	20.228	0,51

Tabla 0-12. Metrovalencia. Usuarios por línea y mes en el año 2015

<b>Mes</b>	<b>L1</b>	<b>L2</b>	<b>L3</b>	<b>L4</b>	<b>L5</b>	<b>L6</b>	<b>L7</b>	<b>L8</b>	<b>L9</b>
Enero	1.442.573	-	1.581.742	1.172.318	-	-	418.015	170.338	-
Feb	1.501.038	-	1.627.465	1.217.606	-	-	507.577	205.636	-
Marzo	973.380	916.800	1.323.380	981.877	721.691	853.334	613.182	191.117	49.367
Abril	735.194	671.496	947.211	684.701	508.762	588.462	486.210	163.874	46.379
Mayo	792.010	714.227	1.016.584	728.296	539.919	629.459	571.098	192.359	56.687
Jun	751.002	691.155	977.407	704.220	526.452	604.424	560.023	194.373	61.696
Jul	676.629	641.720	882.829	645.087	479.652	544.602	499.738	174.307	64.294
Agos	461.453	448.536	589.983	452.703	319.483	352.070	328.092	115.849	52.042
Sept	759.209	688.682	981.250	702.320	518.735	610.314	548.981	188.760	49.394
Oct	828.829	735.382	1.073.213	756.751	565.169	667.101	588.108	195.241	46.914
Nov	853.452	758.158	1.083.738	762.774	571.942	681.190	604.175	199.834	41.759
Dic	818.057	739.067	1.053.794	753.531	563.435	660.706	493.635	162.534	39.270



## ANEXO II. DESCARGA DE DATOS

---

Se exponen y explican a continuación los códigos desarrollados para la descarga de datos.

### **Descarga de datos de tráfico de bicicletas y motorizado**

Como se mencionó anteriormente, se desarrolla un código en **R** para la descarga de datos. Dichos datos proceden del Portal de Transparencia y Datos Abiertos del Ayuntamiento de Valencia, cuyo link de acceso es <http://gobiernoabierto.valencia.es/es/>.

Intensidad de los puntos de medida de bicicletas (espiras electromagnéticas): se trata de datos geográficos de puntos de medida de bicicletas. Incluyen información de la intensidad horaria de cada espira medida en vehículos/hora, el identificador del punto de medida, la fecha y hora de actualización y el ángulo de representación del sentido de la circulación en el punto de medida.

Intensidad de los puntos de medida de tráfico (espiras electromagnéticas): al igual que en el caso de las bicicletas, se trata de las medidas de intensidad horaria de vehículos/hora, junto con el indicador del punto de medida, el ángulo representativo del sentido de circulación en el punto de medida y la fecha y hora de actualización.

Vemos a continuación el código, donde los comentarios están precedidos de almohadilla (#).

#### **SCRIPT 1**

```
# ESTE SCRIPT SE EJECUTA CADA HORA MEDIANTE EL PROGRAMADOR DE TAREAS DE WINDOWS
library(XML)
library(lubridate)
library(xlsx)

# LA IDEA GENERAL ES ESTA: CARGAR UNA URL Y GUARDAR LA TABLA CON LOS RESULTADOS.

url<"http://apigobiernoabiertortod.valencia.es/apirtod/rest/datasets/intensidad_espiras.csv?items=60&rnd=724091116"
url2<"http://apigobiernoabiertortod.valencia.es/apirtod/rest/datasets/estado_trafico.csv?items=360&rnd=774590040"
url3<- "http://mapas.valencia.es/lanzadera/opendata/tra_espiras_p/CSV"

# POR DEFECTO ESTA FUNCIÓN GUARDA LA TABLA MÁS GRANDE,
# QUE EN ESTE CASO ES LA QUE QUEREMOS.

datos<-read.csv2(url)
datos2<-read.csv2(url2)
datos3<-read.csv2(url3)

datos$hora<-ymd_hms(datos$modified)
datos2$hora<-ymd_hms(datos2$modified)

# GUARDA UN LIBRO EXCEL CADA VEZ QUE SE EJECUTA

nombre_fichero<-paste("biciValencia",horacaptura,".xlsx")
```

```

write.xlsx(datos,file=nombre_fichero)
nombre_fichero2<-paste("traficoValencia",horacaptura,".xlsx")

# ES PRECISO CREAR LOS VALORES ACUMULADOS LA PRIMERA VEZ

load("datosacu.RData")
names(datos)<-names(datosacu)
datosacu = rbind(datos,datosacu)
horacaptura_acu = c(horacaptura,horacaptura_acu)
save(datosacu,horacaptura_acu,file="datosacu.RData")

load("historico2.RData")
names(datos2)<-names(historico2)
historico2<-rbind(historico2,datos2)
save(historico2, file="historico2.RData")

load("historico3.RData")
historico3<-rbind(historico3,datos3)
save(historico3, file="historico3.RData")

```

## Descarga de datos climáticos

La descarga de datos climáticos se realiza a través del Servicio de Información Meteorológica de OGIMET, cuyo link de acceso es [www.ogimet.com](http://www.ogimet.com).

Las variables climáticas descargadas se describen a continuación:

Temperatura: corresponde a la temperatura del aire de una observación determinada. Se presenta en grados centígrados y con una precisión de una décima de grado.

- Temperatura máxima: la temperatura más alta registrada durante el periodo de 24 horas previas al momento de referencia.
- Temperatura mínima: Análoga a la temperatura máxima. Es la temperatura más baja registrada durante un periodo previo al de referencia.
- Temperatura media: Es la temperatura promedio de un periodo dado. Se representa la temperatura media en un intervalo de 24 horas.
- Temperatura del punto de rocío (Td.Med): hace referencia a la temperatura a la que comenzaría a formarse rocío o niebla si el aire se enfriase sin variación en su contenido de humedad.

Humedad relativa: a una tempertura dada, la presión parcial del vapor de agua en el aire no puede superar un cierto valor, llamado tensión de vapor saturante. La humedad relativa es el tanto por ciento de la tension de vapor existente en relación con ese máximo.

Viento:

- Dirección: referencia a la dirección del viento expresada a través de los puntos cardinales definidos en la “rosa náutica”.
- Velocidad: velocidad del viento medida en km/h.

Precipitación: se expresa en mm. Se muestra la acumulada durante 24 horas.

El código de descarga desarrollado se muestra a continuación. Los comentarios están precedidos por almohadilla (#).

## SCRIPT 2

```

library(XML)
library(lubridate)
library(xlsx)
library(RCurl)

# CONSTRUCCIÓN DE LA URL PARA UNA FECHA DADA
url0gimet<-function(a,m,d,h)
{nf<-paste("http://www.ogimet.com/cgi-
bin/gsynres?state=Spa&osum=no&fmt=html&ord=REV&ano=",a,
"&mes=",m,"&day=",d,"&hora=",h,"&ndays=1&Enviar=Ver",sep = "")}

# DÍA DE COMIENZO DE LA OBTENCIÓN DE INFORMACIÓN METEOROLÓGICA

a<-"2016"
m<-"10"
d<-"01"
h<-"00"
cfecha<-paste(a,"-",m,"-",d," ",h,:00:00",sep="")
fecha<-as.POSIXct(cfecha)

# "2016-10-01 CEST"

nfichero2<-url0gimet(a,m,d,h)

# readHTMLTable GUARDA LA TABLA MÁS GRANDE, QUE EN ESTE CASO ES LA QUE QUEREMOS.

datos4<-getURL(nfichero2, followlocation = TRUE)

datos4b<-htmlParse(datos4,asText=TRUE)

datos4d<-readHTMLTable(datos4b,stringsAsFactors= FALSE)

DATOSa<-datos4d[[1]]

# NOS QUEDAMOS CON LAS PRIMERAS QUINCE VARIABLES

DATOS<-DATOSa[,c(1:15)]

# ESTACIÓN METEOROLÓGICA DEL AEROPUERTO DE VALENCIA

fila<-DATOS[,1]=="Valencia / Aeropu..."

NOMBRES<-DATOS[4,]

for (i in 1: length(NOMBRES) ) {names(NOMBRES)[i] <-NOMBRES[i]}

DATOS_VALENCIA<-cbind(fecha,DATOS[,fila,])

DATOS_ACU<-DATOS_VALENCIA

# BUCLE PARA EL MES DE OCTUBRE DE 2016

for (d in "01":"31")

```

```
for(h in "00": "23")
{ cat(d,h,"\n ")
cfecha<-paste(a,"-",m,"-",d," ",h,:00:00",sep="")
fecha<-as.POSIXct(cfecha)
nfichero2<-url0gimet(a,m,d,h)
datos4<-getURL(nfichero2, followlocation = TRUE)
datos4b<-htmlParse(datos4,asText=TRUE)
datos4d<-readHTMLTable(datos4b,stringsAsFactors= FALSE)
DATOSa<-datos4d[[1]]
DATOS<-DATOSa[,c(1:15)]
DATOS_VALENCIA<-cbind(fecha,DATOS[,])
DATOS_ACU<-rbind(DATOS_ACU,DATOS_VALENCIA)
}

for (i in 1: length(names(DATOS_ACU)) ) {names(DATOS_ACU)[i] <-NOMBRESf[i]}
names(DATOS_ACU)[1]<-substr(names(NOMBRESf[1]),2,6)
save(DATOS_ACU,file="datos_clima_01oct16_31oct16.RData")
```

# ANEXO III. ANÁLISIS

---

Se expondrán a continuación los Scripts desarrollados para el análisis estadístico y espacio-temporal realizado con **R**.

## Modelo de regresión lineal

### SCRIPT 3

```

library(dplyr)
library(lubridate)
library(sp)
library(gstat)
library(automap)
library(spacetime)
library(lattice)

# LECTURA DE LOS DATOS PARA LAS BICICLETAS DEL PERÍODO 1 DE OCTUBRE DE 2016 A 30 DE      #
ABRIL DE 2017

load("m1_07-05-17.RData")
# RECODIFICAMOS EL DÍA DE LA SEMANA AL ESPAÑOL

m1$wday<-lubridate::wday(m1$hora)
m1$wday<-as.factor(m1$wday)
levels(m1$wday)<-c("domingo","lunes","martes","miércoles","jueves","viernes","sábado")

# SELECCIÓN DE VARIABLES A UTILIZAR EN EL MODELO DE REGRESIÓN

datos_bic<-
m1[,c("vlc.intensidad","vlc.punto_medida","day","month","hour","wday","Tmax","Tmin","Tme
d","Hr.Med...","VDir","Velocidad","Prec.mm.")]]

# MODELO CON TODAS LAS VARIABLES

model_bic1<-lm(vlc.intensidad~.,data=datos_bic)
summary(model_bic1)
## Call:
## lm(formula = vlc.intensidad ~ ., data = datos_bic)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -89.79  -15.43   -3.50   10.50  2088.48
##
## Coefficients:
##                               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)            2.194e+01  1.517e+00 14.467 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida333 -2.444e+01  7.663e-01 -31.899 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida432 -3.107e+01  7.834e-01 -39.667 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida433  1.015e+01  7.414e-01 13.686 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida536 -5.487e+00  7.694e-01  -7.131 9.96e-13 ***
## vlc.punto_medida538 -8.750e+00  7.505e-01 -11.658 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida539 -4.324e+00  7.439e-01  -5.813 6.13e-09 ***
## vlc.punto_medida835 -1.513e+01  7.665e-01 -19.740 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida836 -2.317e+01  7.572e-01 -30.602 < 2e-16 ***

```

```

## vlc.punto_medida931 -2.864e+01 7.662e-01 -37.381 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida932 -2.802e+01 7.628e-01 -36.728 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1042 -1.992e+01 7.592e-01 -26.230 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1043 -3.513e+01 7.896e-01 -44.486 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1044 -1.535e+00 7.595e-01 -2.021 0.043272 *
## vlc.punto_medida1159 -1.531e+01 7.516e-01 -20.377 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1162 -1.978e+01 7.530e-01 -26.267 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1334 -3.015e+01 7.863e-01 -38.343 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1437 -8.347e+00 7.459e-01 -11.191 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1438 6.907e+00 7.466e-01 9.252 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1439 -4.201e+00 7.437e-01 -5.649 1.62e-08 ***
## vlc.punto_medida1440 -3.694e+01 7.922e-01 -46.626 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1441 1.634e+01 7.411e-01 22.050 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1442 1.036e+01 7.432e-01 13.940 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1443 1.631e+01 7.429e-01 21.949 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1444 3.099e+01 7.423e-01 41.753 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1535 -9.459e+00 7.480e-01 -12.646 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1536 7.095e+00 7.453e-01 9.520 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1537 1.018e+01 7.444e-01 13.670 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1543 1.318e+01 7.422e-01 17.751 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1545 1.365e+01 7.406e-01 18.434 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1622 1.895e+01 7.434e-01 25.496 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1820 4.293e+00 7.424e-01 5.783 7.35e-09 ***
## vlc.punto_medida1821 7.694e+00 7.421e-01 10.367 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1822 -1.674e+01 7.606e-01 -22.011 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1921 -1.830e+01 7.508e-01 -24.374 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1922 -2.166e+01 7.521e-01 -28.808 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida2136 -1.980e+01 7.592e-01 -26.081 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida2253 -3.049e+01 7.688e-01 -39.660 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida2254 -1.392e+01 7.517e-01 -18.520 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida2255 -2.947e+01 7.701e-01 -38.270 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida2260 -3.667e+01 7.880e-01 -46.529 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida2438 -4.149e+01 1.009e+00 -41.099 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida2542 -1.364e+01 7.537e-01 -18.103 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida2543 -1.457e+01 7.680e-01 -18.968 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida2822 -1.790e+01 7.548e-01 -23.721 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida3131 6.643e+00 7.539e-01 8.811 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida3135 -4.371e+00 8.935e-01 -4.892 9.97e-07 ***
## vlc.punto_medida3410 -1.409e+00 7.691e-01 -1.832 0.066928 .
## vlc.punto_medida3633 -3.487e+01 7.777e-01 -44.843 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida3634 -3.650e+01 7.979e-01 -45.744 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida3636 -3.785e+01 7.996e-01 -47.330 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida3637 -4.443e+01 8.327e-01 -53.362 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida3932 -2.507e+01 7.632e-01 -32.847 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida3933 -2.992e+01 7.668e-01 -39.014 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida3934 -2.095e+00 7.462e-01 -2.807 0.004996 **
## vlc.punto_medida3936 -2.810e+01 7.644e-01 -36.757 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida4113 -1.286e+01 7.661e-01 -16.789 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida4124 -2.274e+01 7.569e-01 -30.049 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida4321 -1.118e+01 7.554e-01 -14.800 < 2e-16 ***
## day2 1.765e+00 5.827e-01 3.029 0.002450 **
## day3 3.096e+00 5.700e-01 5.431 5.61e-08 ***
## day4 2.404e+00 5.979e-01 4.020 5.81e-05 ***
## day5 -1.621e+00 5.588e-01 -2.901 0.003722 **
## day6 2.580e-01 5.600e-01 0.461 0.645002
## day7 3.461e+00 5.518e-01 6.272 3.58e-10 ***
## day8 -1.727e-01 5.566e-01 -0.310 0.756356
## day9 2.121e+00 5.674e-01 3.738 0.000185 ***
## day10 2.107e+00 5.534e-01 3.807 0.000141 ***

```

## day11	2.381e+00	5.546e-01	4.292	1.77e-05	***
## day12	-7.597e-01	5.526e-01	-1.375	0.169209	
## day13	-2.193e+00	5.744e-01	-3.818	0.000134	***
## day14	3.162e+00	6.017e-01	5.255	1.48e-07	***
## day15	1.006e+00	6.234e-01	1.613	0.106751	
## day16	1.537e+00	6.672e-01	2.303	0.021255	*
## day17	-3.652e+00	6.776e-01	-5.390	7.05e-08	***
## day18	-4.878e+00	6.619e-01	-7.369	1.72e-13	***
## day19	-4.170e+00	6.637e-01	-6.283	3.32e-10	***
## day20	1.033e+00	6.699e-01	1.542	0.122980	
## day21	3.709e+00	6.090e-01	6.091	1.13e-09	***
## day22	-2.258e+00	5.715e-01	-3.952	7.76e-05	***
## day23	-2.239e+00	5.572e-01	-4.018	5.88e-05	***
## day24	-8.721e-01	5.658e-01	-1.541	0.123233	
## day25	6.212e-01	5.579e-01	1.114	0.265493	
## day26	4.045e-01	5.619e-01	0.720	0.471552	
## day27	-5.699e-01	5.568e-01	-1.023	0.306083	
## day28	3.709e+00	5.555e-01	6.677	2.45e-11	***
## day29	-3.527e+00	5.654e-01	-6.239	4.42e-10	***
## day30	9.544e-01	5.674e-01	1.682	0.092555	.
## day31	4.544e-01	6.490e-01	0.700	0.483859	
## month2	3.484e+00	3.257e-01	10.697	< 2e-16	***
## month3	7.219e+00	3.386e-01	21.321	< 2e-16	***
## month4	1.034e+00	3.961e-01	2.611	0.009022	**
## month10	5.026e+00	5.531e-01	9.086	< 2e-16	***
## month11	-5.183e-02	3.440e-01	-0.151	0.880249	
## month12	-5.641e-01	3.232e-01	-1.745	0.080963	.
## hour1	-4.026e+00	5.386e-01	-7.475	7.76e-14	***
## hour2	-6.317e+00	5.696e-01	-11.091	< 2e-16	***
## hour3	-6.198e+00	5.854e-01	-10.588	< 2e-16	***
## hour4	-5.248e+00	5.793e-01	-9.059	< 2e-16	***
## hour5	-3.009e+00	5.578e-01	-5.395	6.88e-08	***
## hour6	1.459e+01	5.247e-01	27.810	< 2e-16	***
## hour7	3.563e+01	5.035e-01	70.760	< 2e-16	***
## hour8	3.624e+01	5.013e-01	72.289	< 2e-16	***
## hour9	2.956e+01	4.999e-01	59.136	< 2e-16	***
## hour10	3.152e+01	4.996e-01	63.091	< 2e-16	***
## hour11	3.499e+01	4.977e-01	70.307	< 2e-16	***
## hour12	3.784e+01	5.062e-01	74.747	< 2e-16	***
## hour13	4.169e+01	4.960e-01	84.052	< 2e-16	***
## hour14	3.726e+01	5.005e-01	74.455	< 2e-16	***
## hour15	3.454e+01	5.042e-01	68.498	< 2e-16	***
## hour16	3.906e+01	5.002e-01	78.099	< 2e-16	***
## hour17	4.013e+01	5.028e-01	79.819	< 2e-16	***
## hour18	3.944e+01	4.988e-01	79.069	< 2e-16	***
## hour19	3.478e+01	4.975e-01	69.897	< 2e-16	***
## hour20	2.352e+01	4.951e-01	47.515	< 2e-16	***
## hour21	1.208e+01	4.942e-01	24.452	< 2e-16	***
## hour22	4.747e+00	4.918e-01	9.651	< 2e-16	***
## hour23	2.987e+00	5.027e-01	5.941	2.84e-09	***
## wdaylunes	1.016e+01	2.984e-01	34.045	< 2e-16	***
## wdaymartes	1.100e+01	3.076e-01	35.766	< 2e-16	***
## wdaymiercoles	1.256e+01	2.866e-01	43.828	< 2e-16	***
## wdayjueves	1.141e+01	2.891e-01	39.465	< 2e-16	***
## wdayviernes	7.670e+00	3.068e-01	25.002	< 2e-16	***
## wdaysabado	4.177e-04	2.937e-01	0.001	0.998865	
## Tmax	5.980e-03	6.473e-02	0.092	0.926402	
## Tmin	-5.777e-01	7.857e-02	-7.352	1.96e-13	***
## Tmed	1.289e+00	1.369e-01	9.412	< 2e-16	***
## Hr.Med...	-2.820e-01	9.456e-03	-29.821	< 2e-16	***

```

## VDirENE      -1.044e+00  4.089e-01  -2.553  0.010666 *
## VDirESE      1.802e+00  4.939e-01   3.648  0.000265 ***
## VDirN       -1.121e+00  5.035e-01  -2.226  0.026004 *
## VDirNE      1.754e+00  4.387e-01   3.997  6.42e-05 ***
## VDirNNE     3.337e-01  5.044e-01   0.662  0.508241
## VDirNNW    -1.107e+00  5.108e-01  -2.167  0.030268 *
## VDirNW      -5.434e-01  4.668e-01  -1.164  0.244445
## VDirS        8.458e-01  7.909e-01   1.069  0.284889
## VDirSE      1.907e+00  4.611e-01   4.136  3.53e-05 ***
## VDirSSE     4.623e+00  7.488e-01   6.173  6.69e-10 ***
## VDirSSW     4.764e+00  8.354e-01   5.702  1.18e-08 ***
## VDirSW      2.959e+00  6.189e-01   4.781  1.75e-06 ***
## VDirW        1.378e+00  4.603e-01   2.994  0.002757 **
## VDirWNW    9.230e-01  4.760e-01   1.939  0.052495 .
## VDirWSW     2.441e+00  4.524e-01   5.396  6.83e-08 ***
## VVelocidad   -5.794e-01  2.213e-02  -26.186 < 2e-16 ***
## Prec.mm.     -1.186e-03  1.093e-03  -1.085  0.277874
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 33.28 on 215314 degrees of freedom
##   (90 observations deleted due to missingness)
## Multiple R-squared: 0.3535, Adjusted R-squared: 0.3531
## F-statistic: 817.5 on 144 and 215314 DF, p-value: < 2.2e-16

# APLICAMOS EL MODELO PASO A PASO PARA VER QUE VARIABLES PUEDEN ELIMINARSE PARA MEJORAR
# EL MODELO

slm1<-step(model_bic1)
summary(slm1)
## Call:
## lm(formula = vlc.intensidad ~ vlc.punto_medida + day + month +
##     hour + wday + Tmin + Tmed + Hr.Med... + VDir + VVelocidad,
##     data = datos_bic)
##
## Residuals:
##   Min     1Q   Median     3Q    Max 
## -89.86 -15.44   -3.50   10.50 2088.50

# SÓLO HA ELIMINADO LA VARIABLE Tmax Y Prec.mm.

## Coefficients:
##                               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
## (Intercept)            22.02901   1.49786 14.707 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida333 -24.44397   0.76631 -31.898 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida432 -31.07632   0.78339 -39.669 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida433  10.14687   0.74143 13.686 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida536 -5.49056   0.76944 -7.136 9.65e-13 ***
## vlc.punto_medida538 -8.74965   0.75054 -11.658 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida539 -4.32448   0.74385 -5.814 6.12e-09 ***
## vlc.punto_medida835 -15.13106   0.76651 -19.740 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida836 -23.17118   0.75716 -30.603 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida931 -28.64253   0.76624 -37.380 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida932 -28.01746   0.76284 -36.728 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1042 -19.91471   0.75924 -26.230 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1043 -35.12748   0.78962 -44.487 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1044 -1.53430    0.75953 -2.020 0.043378 *  
## vlc.punto_medida1159 -15.31481   0.75155 -20.378 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1162 -19.78029   0.75305 -26.267 < 2e-16 ***

```

```

## vlc.punto_medida1334 -30.15080 0.78632 -38.344 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1437 -8.34657 0.74586 -11.191 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1438 6.90716 0.74657 9.252 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1439 -4.20067 0.74367 -5.649 1.62e-08 ***
## vlc.punto_medida1440 -36.93672 0.79217 -46.627 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1441 16.34148 0.74112 22.050 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1442 10.36019 0.74321 13.940 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1443 16.30569 0.74290 21.949 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1444 30.99096 0.74225 41.753 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1535 -9.45941 0.74798 -12.647 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1536 7.09540 0.74530 9.520 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1537 10.17593 0.74437 13.671 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1543 13.17474 0.74220 17.751 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1545 13.65218 0.74058 18.434 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1622 18.95352 0.74340 25.496 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1820 4.29330 0.74239 5.783 7.34e-09 ***
## vlc.punto_medida1821 7.69401 0.74214 10.367 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1822 -16.74238 0.76063 -22.011 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1921 -18.29945 0.75078 -24.374 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida1922 -21.66417 0.75205 -28.807 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida2136 -19.80134 0.75921 -26.081 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida2253 -30.49096 0.76883 -39.659 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida2254 -13.92056 0.75165 -18.520 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida2255 -29.47336 0.77014 -38.270 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida2260 -36.66621 0.78801 -46.530 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida2438 -41.49142 1.00946 -41.103 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida2542 -13.64333 0.75371 -18.102 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida2543 -14.56620 0.76796 -18.967 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida2822 -17.90424 0.75479 -23.721 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida3131 6.64377 0.75394 8.812 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida3135 -4.37395 0.89348 -4.895 9.82e-07 ***
## vlc.punto_medida3410 -1.41028 0.76910 -1.834 0.066702 .
## vlc.punto_medida3633 -34.87411 0.77769 -44.843 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida3634 -36.50109 0.79794 -45.744 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida3636 -37.84567 0.79960 -47.331 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida3637 -44.43348 0.83266 -53.363 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida3932 -25.06810 0.76316 -32.848 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida3933 -29.91739 0.76680 -39.016 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida3934 -2.09463 0.74621 -2.807 0.005000 **
## vlc.punto_medida3936 -28.09624 0.76437 -36.757 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida4113 -12.86262 0.76612 -16.789 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida4124 -22.74195 0.75686 -30.048 < 2e-16 ***
## vlc.punto_medida4321 -11.17928 0.75537 -14.800 < 2e-16 ***
## day2 1.75795 0.58247 3.018 0.002544 **
## day3 3.08990 0.56977 5.423 5.86e-08 ***
## day4 2.21716 0.56891 3.897 9.73e-05 ***
## day5 -1.62423 0.55870 -2.907 0.003648 **
## day6 0.26101 0.55928 0.467 0.640719
## day7 3.44320 0.55158 6.242 4.31e-10 ***
## day8 -0.18461 0.55644 -0.332 0.740057
## day9 2.11412 0.56398 3.749 0.000178 ***
## day10 2.08690 0.55309 3.773 0.000161 ***
## day11 2.36265 0.55440 4.262 2.03e-05 ***
## day12 -0.77280 0.55096 -1.403 0.160728
## day13 -2.20619 0.57401 -3.843 0.000121 ***
## day14 3.16017 0.60070 5.261 1.44e-07 ***
## day15 1.00154 0.62306 1.607 0.107958
## day16 1.53347 0.66668 2.300 0.021440 *
## day17 -3.64979 0.67567 -5.402 6.61e-08 ***
## day18 -4.88457 0.66180 -7.381 1.58e-13 ***

```

## day19	-4.17809	0.66192	-6.312	2.76e-10	***
## day20	1.02750	0.66403	1.547	0.121772	
## day21	3.71995	0.60776	6.121	9.33e-10	***
## day22	-2.25507	0.57108	-3.949	7.86e-05	***
## day23	-2.24414	0.55641	-4.033	5.50e-05	***
## day24	-0.85570	0.56551	-1.513	0.130247	
## day25	0.64603	0.55660	1.161	0.245779	
## day26	0.40818	0.56184	0.727	0.467528	
## day27	-0.56733	0.55683	-1.019	0.308269	
## day28	3.71697	0.55534	6.693	2.19e-11	***
## day29	-3.51774	0.56515	-6.224	4.84e-10	***
## day30	0.95557	0.56738	1.684	0.092147	.
## day31	0.45556	0.64902	0.702	0.482735	
## month2	3.45966	0.32395	10.679	< 2e-16	***
## month3	7.11732	0.32512	21.892	< 2e-16	***
## month4	0.93912	0.38429	2.444	0.014536	*
## month10	4.88525	0.53711	9.096	< 2e-16	***
## month11	-0.10848	0.33652	-0.322	0.747174	
## month12	-0.59311	0.32136	-1.846	0.064949	.
## hour1	-4.03587	0.53847	-7.495	6.65e-14	***
## hour2	-6.31849	0.56954	-11.094	< 2e-16	***
## hour3	-6.19939	0.58530	-10.592	< 2e-16	***
## hour4	-5.25018	0.57920	-9.065	< 2e-16	***
## hour5	-3.01080	0.55765	-5.399	6.70e-08	***
## hour6	14.58933	0.52454	27.814	< 2e-16	***
## hour7	35.63025	0.50355	70.759	< 2e-16	***
## hour8	36.24089	0.50123	72.304	< 2e-16	***
## hour9	29.56363	0.49968	59.166	< 2e-16	***
## hour10	31.52420	0.49903	63.171	< 2e-16	***
## hour11	34.99219	0.49660	70.463	< 2e-16	***
## hour12	37.83622	0.50417	75.046	< 2e-16	***
## hour13	41.69126	0.49338	84.502	< 2e-16	***
## hour14	37.26477	0.49807	74.818	< 2e-16	***
## hour15	34.53693	0.50399	68.527	< 2e-16	***
## hour16	39.05942	0.50014	78.098	< 2e-16	***
## hour17	40.12787	0.50263	79.836	< 2e-16	***
## hour18	39.43887	0.49863	79.094	< 2e-16	***
## hour19	34.77508	0.49729	69.929	< 2e-16	***
## hour20	23.52246	0.49490	47.530	< 2e-16	***
## hour21	12.08356	0.49405	24.458	< 2e-16	***
## hour22	4.74649	0.49178	9.652	< 2e-16	***
## hour23	2.98752	0.50268	5.943	2.80e-09	***
## wdaylunes	10.15376	0.29819	34.051	< 2e-16	***
## wdaymartes	11.00758	0.30724	35.827	< 2e-16	***
## wdaymiercoles	12.56574	0.28579	43.968	< 2e-16	***
## wdayjueves	11.40709	0.28876	39.504	< 2e-16	***
## wdayviernes	7.66951	0.30662	25.013	< 2e-16	***
## wdaysabado	-0.03198	0.29218	-0.109	0.912839	
## Tmin	-0.58524	0.06162	-9.497	< 2e-16	***
## Tmed	1.31296	0.07382	17.787	< 2e-16	***
## Hr.Med...	-0.28353	0.00934	-30.358	< 2e-16	***
## VDirENE	-1.02056	0.40768	-2.503	0.012305	*
## VDirESE	1.80263	0.49362	3.652	0.000260	***
## VDirN	-1.10167	0.50314	-2.190	0.028557	*
## VDirNE	1.79688	0.43671	4.115	3.88e-05	***
## VDirNNE	0.35653	0.50347	0.708	0.478854	
## VDirNNW	-1.09435	0.50842	-2.152	0.031363	*
## VDirNW	-0.52725	0.46417	-1.136	0.255994	
## VDirS	0.87769	0.79014	1.111	0.266656	

```

## VDirSE           1.91279   0.46049   4.154 3.27e-05 ***
## VDirSSE          4.65522   0.74802   6.223 4.87e-10 ***
## VDirSSW          4.78977   0.82916   5.777 7.63e-09 ***
## VDirSW           2.96741   0.61214   4.848 1.25e-06 ***
## VDirW            1.38560   0.45500   3.045 0.002325 **
## VDirWNW          0.93552   0.47256   1.980 0.047739 *
## VDirWSW          2.43485   0.44292   5.497 3.86e-08 ***
## VVelocidad       -0.58557   0.01998  -29.313 < 2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 33.28 on 215316 degrees of freedom
##   (90 observations deleted due to missingness)
## Multiple R-squared:  0.3535, Adjusted R-squared:  0.3531
## F-statistic:  829 on 142 and 215316 DF, p-value: < 2.2e-16
slm1$anova
##           Step Df Deviance Resid. Df Resid. Dev      AIC
## 1             NA     NA    215314  238472924 1510494
## 2 - Tmax     1    9.450394  215315  238472934 1510492
## 3 - Prec.mm. 1  1312.242316  215316  238474246 1510491

# PUNTOS DE MEDIDA DE LA INTENSIDAD DEL TRÁFICO DE BICICLETAS
levels(datos_bic$vlc.punto_medida)

# MODELO DE REGRESIÓN PARA UN SOLO PUNTO DE MEDIDA

model_pm<-function(datos_bic,pm){
  datos<-datos_bic[datos_bic$vlc.punto_medida==levels(datos_bic$vlc.punto_medida)[pm],]
  datos<-datos[, -2]
  model_bic2<-lm(vlc.intensidad~., data=datos)
  summary(model_bic2)
}

# MODELO PARA LOS CINCO PRIMEROS MEDIDORES

for(pm in 1:5) {cat("Punto de medida: ",levels(datos_bic$vlc.punto_medida)[pm]," \n")
  print(model_pm(datos_bic,pm))}
## Punto de medida: 230
##
## Call:
## lm(formula = vlc.intensidad ~ ., data = datos)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -64.205  -15.841   -2.433   11.631  224.088
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
## (Intercept) 36.938530  8.184698  4.513 6.58e-06 ***
## day2        2.393412  3.387320  0.707 0.479870  
## day3        4.939755  3.335127  1.481 0.138653  
## day4        4.515350  3.469939  1.301 0.193241  
## day5       -1.168974  3.279899 -0.356 0.721556  
## day6       -2.289626  3.278731 -0.698 0.485014  
## day7        2.816326  3.194520  0.882 0.378041  
## day8        2.808370  3.233188  0.869 0.385115  
## day9        4.443726  3.326662  1.336 0.181695  
## day10       1.745067  3.225246  0.541 0.588494  
## day11       2.339124  3.238518  0.722 0.470164  
## day12      -3.458017  3.200056 -1.081 0.279937  
## day13      -4.292381  3.350674 -1.281 0.200252

```

## day14	4.282973	3.447805	1.242	0.214226
## day15	-0.890947	3.624266	-0.246	0.805828
## day16	2.687659	3.882732	0.692	0.488848
## day17	-5.500704	3.950679	-1.392	0.163898
## day18	-12.656008	3.846259	-3.290	0.001009 **
## day19	-7.074089	3.896432	-1.816	0.069519 .
## day20	-6.875091	3.894121	-1.766	0.077557 .
## day21	3.147320	3.521134	0.894	0.371464
## day22	-2.640794	3.333677	-0.792	0.428318
## day23	-0.977374	3.260866	-0.300	0.764400
## day24	-2.031707	3.278162	-0.620	0.535445
## day25	-0.235350	3.257517	-0.072	0.942408
## day26	1.327053	3.271383	0.406	0.685018
## day27	-0.901305	3.230687	-0.279	0.780273
## day28	9.001462	3.246934	2.772	0.005593 **
## day29	-4.935197	3.292195	-1.499	0.133939
## day30	1.765552	3.310125	0.533	0.593801
## day31	0.388558	3.749682	0.104	0.917473
## month2	10.043277	1.888781	5.317	1.11e-07 ***
## month3	18.718434	1.956081	9.569	< 2e-16 ***
## month4	5.494911	2.306201	2.383	0.017235 *
## month10	5.024965	3.208575	1.566	0.117405
## month11	0.581535	1.986657	0.293	0.769751
## month12	-0.126737	1.874752	-0.068	0.946106
## hour1	-7.093754	2.798900	-2.534	0.011300 *
## hour2	-10.077114	2.788258	-3.614	0.000305 ***
## hour3	-7.982684	2.979352	-2.679	0.007408 **
## hour4	-11.611168	3.194970	-3.634	0.000282 ***
## hour5	-8.330946	2.912787	-2.860	0.004257 **
## hour6	10.016588	2.935337	3.412	0.000650 ***
## hour7	40.696106	2.833541	14.362	< 2e-16 ***
## hour8	42.807337	2.794765	15.317	< 2e-16 ***
## hour9	34.623115	2.783430	12.439	< 2e-16 ***
## hour10	30.956898	2.761998	11.208	< 2e-16 ***
## hour11	33.140124	2.819726	11.753	< 2e-16 ***
## hour12	37.667344	2.840520	13.261	< 2e-16 ***
## hour13	45.881771	2.750420	16.682	< 2e-16 ***
## hour14	37.494830	2.764164	13.565	< 2e-16 ***
## hour15	34.956168	2.832402	12.342	< 2e-16 ***
## hour16	35.964677	2.776824	12.952	< 2e-16 ***
## hour17	40.558759	2.798601	14.493	< 2e-16 ***
## hour18	43.868003	2.804198	15.644	< 2e-16 ***
## hour19	43.984887	2.786567	15.785	< 2e-16 ***
## hour20	29.687201	2.784627	10.661	< 2e-16 ***
## hour21	15.161524	2.777155	5.459	5.08e-08 ***
## hour22	3.674175	2.745097	1.338	0.180828
## hour23	1.318167	2.744396	0.480	0.631032
## wdaylunes	14.258862	1.724636	8.268	< 2e-16 ***
## wdaymartes	17.294172	1.783177	9.699	< 2e-16 ***
## wdaymiercoles	20.846218	1.662017	12.543	< 2e-16 ***
## wdayjueves	16.862892	1.677168	10.054	< 2e-16 ***
## wdayviernes	11.389856	1.769780	6.436	1.38e-10 ***
## wdaysabado	1.404887	1.702038	0.825	0.409187
## Tmax	-0.117693	0.373963	-0.315	0.752993
## Tmin	-0.193665	0.448196	-0.432	0.665693
## Tmed	0.669896	0.785863	0.852	0.394026
## Hr.Med...	-0.469616	0.054442	-8.626	< 2e-16 ***
## VDirENE	-1.891569	2.383899	-0.793	0.427548
## VDirESE	3.161162	2.888768	1.094	0.273893

```

## VDirN      1.603411  2.935843  0.546  0.584994
## VDirNE     0.176787  2.564083  0.069  0.945035
## VDirNNE    1.045958  2.934422  0.356  0.721527
## VDirNNW    1.779035  2.976841  0.598  0.550125
## VDirNW     -3.055405  2.705666 -1.129  0.258857
## VDirS      -1.477922  4.603978 -0.321  0.748220
## VDirSE     4.439261  2.693142  1.648  0.099360 .
## VDirSSE    19.205262  4.377048  4.388  1.18e-05 ***
## VDirSSW    9.458695  4.949170  1.911  0.056056 .
## VDirSW     1.476500  3.557143  0.415  0.678106
## VDirW      1.987698  2.693565  0.738  0.460593
## VDirWNW    0.609306  2.764357  0.220  0.825559
## VDirWSW    3.857028  2.643749  1.459  0.144666
## VVelocidad -0.828512  0.127906 -6.477  1.05e-10 ***
## Prec.mm.   -0.002261  0.006337 -0.357  0.721201
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 26.29 on 3905 degrees of freedom
##   (3 observations deleted due to missingness)
## Multiple R-squared:  0.4635, Adjusted R-squared:  0.4517
## F-statistic: 39.24 on 86 and 3905 DF,  p-value: < 2.2e-16
##
## Punto de medida: 333
##
## Call:
## lm(formula = vlc.intensidad ~ ., data = datos)
##
## Residuals:
##    Min      1Q  Median      3Q      Max
## -30.782 -8.055 -0.920   6.156  60.041
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
## (Intercept) 12.640918  3.900742  3.241  0.001204 ** 
## day2        0.199956  1.592440  0.126  0.900083  
## day3        1.142100  1.574325  0.725  0.468222  
## day4        0.374956  1.640658  0.229  0.819240  
## day5       -2.709204  1.544322 -1.754  0.079467 .  
## day6       -2.078988  1.545081 -1.346  0.178534  
## day7        1.825503  1.519464  1.201  0.229673  
## day8       -2.466675  1.540248 -1.601  0.109361  
## day9       -1.011170  1.576069 -0.642  0.521190  
## day10      -0.758747  1.531964 -0.495  0.620436  
## day11      1.058408  1.529517  0.692  0.488991  
## day12      -1.979732  1.518739 -1.304  0.192477  
## day13      -4.604981  1.597563 -2.883  0.003969 ** 
## day14      -0.888835  1.652097 -0.538  0.590608  
## day15      -0.399676  1.720024 -0.232  0.816267  
## day16      -1.896716  1.855276 -1.022  0.306693  
## day17      -7.448407  1.848405 -4.030  5.71e-05 *** 
## day18      -7.667553  1.836747 -4.175  3.06e-05 *** 
## day19      -6.781491  1.839267 -3.687  0.000230 *** 
## day20      -5.322653  1.859245 -2.863  0.004224 ** 
## day21      0.842368  1.682090  0.501  0.616553  
## day22      -1.827306  1.575328 -1.160  0.246147  
## day23      -3.332282  1.533203 -2.173  0.029816 *  
## day24      -2.468913  1.560168 -1.582  0.113634  
## day25      -0.390430  1.537073 -0.254  0.799504  
## day26      -0.689934  1.551478 -0.445  0.656568

```

## day27	-1.255732	1.549125	-0.811	0.417646
## day28	-0.560515	1.523068	-0.368	0.712883
## day29	-4.781643	1.558570	-3.068	0.002172 **
## day30	-0.901517	1.548938	-0.582	0.560589
## day31	-0.415880	1.785308	-0.233	0.815817
## month2	3.434941	0.886138	3.876	0.000108 ***
## month3	3.509298	0.927048	3.785	0.000156 ***
## month4	0.615138	1.088765	0.565	0.572119
## month10	5.153508	1.504205	3.426	0.000619 ***
## month11	0.302588	0.944366	0.320	0.748674
## month12	0.174538	0.883588	0.198	0.843422
## hour1	0.961042	1.469814	0.654	0.513250
## hour2	0.861513	1.565855	0.550	0.582226
## hour3	1.905350	1.757074	1.084	0.278268
## hour4	-2.347356	2.123084	-1.106	0.268961
## hour5	0.848648	1.834677	0.463	0.643709
## hour6	6.637657	1.506004	4.407	1.08e-05 ***
## hour7	16.453928	1.378791	11.934	< 2e-16 ***
## hour8	20.005294	1.348398	14.836	< 2e-16 ***
## hour9	13.093014	1.336894	9.794	< 2e-16 ***
## hour10	16.715094	1.338432	12.489	< 2e-16 ***
## hour11	16.540953	1.341459	12.331	< 2e-16 ***
## hour12	17.195100	1.356071	12.680	< 2e-16 ***
## hour13	22.972029	1.319852	17.405	< 2e-16 ***
## hour14	20.702295	1.335946	15.496	< 2e-16 ***
## hour15	19.158433	1.358296	14.105	< 2e-16 ***
## hour16	19.768012	1.329695	14.867	< 2e-16 ***
## hour17	18.145355	1.343351	13.508	< 2e-16 ***
## hour18	20.120538	1.348381	14.922	< 2e-16 ***
## hour19	19.008892	1.323844	14.359	< 2e-16 ***
## hour20	10.898028	1.329457	8.197	3.41e-16 ***
## hour21	3.839205	1.315889	2.918	0.003550 **
## hour22	2.622850	1.314136	1.996	0.046025 *
## hour23	1.987122	1.306414	1.521	0.128338
## wdaylunes	9.553373	0.826393	11.560	< 2e-16 ***
## wdaymartes	10.260418	0.842810	12.174	< 2e-16 ***
## wdaymiercoles	10.897492	0.785592	13.872	< 2e-16 ***
## wdayjueves	11.836846	0.803363	14.734	< 2e-16 ***
## wdayviernes	9.760410	0.839129	11.632	< 2e-16 ***
## wdaysabado	1.756561	0.796295	2.206	0.027455 *
## Tmax	-0.103899	0.178686	-0.581	0.560967
## Tmin	0.042655	0.218526	0.195	0.845251
## Tmed	0.246068	0.379477	0.648	0.516743
## Hr.Med...	-0.177097	0.026121	-6.780	1.41e-11 ***
## VDirENE	-1.383507	1.140517	-1.213	0.225192
## VDirESE	-0.122528	1.347715	-0.091	0.927565
## VDirN	-2.129295	1.397526	-1.524	0.127695
## VDirNE	0.484649	1.212715	0.400	0.689447
## VDirNNE	0.380059	1.378091	0.276	0.782728
## VDirNNW	-0.796334	1.393000	-0.572	0.567583
## VDirNW	-0.810648	1.287534	-0.630	0.528989
## VDirS	0.542456	2.209376	0.246	0.806065
## VDirSE	1.553570	1.284801	1.209	0.226671
## VDirSSE	3.521807	2.085096	1.689	0.091301 .
## VDirSSW	3.437364	2.282966	1.506	0.132246
## VDirSW	2.452148	1.778440	1.379	0.168039
## VDirW	0.885190	1.270351	0.697	0.485970
## VDirWNW	-0.111716	1.318500	-0.085	0.932481
## VDirWSW	1.236421	1.246806	0.992	0.321427

```

## VVelocidad -0.274023  0.060809 -4.506 6.81e-06 ***
## Prec.mm.    -0.000392  0.003014 -0.130  0.896515
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 11.75 on 3492 degrees of freedom
##   (3 observations deleted due to missingness)
## Multiple R-squared:  0.4289, Adjusted R-squared:  0.4148
## F-statistic: 30.49 on 86 and 3492 DF, p-value: < 2.2e-16
##
## Punto de medida: 432
##
## Call:
## lm(formula = vlc.intensidad ~ ., data = datos)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max 
## -21.099  -5.405  -1.084   4.071  68.324 
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
## (Intercept) 3.349971  2.940999  1.139  0.25476  
## day2        1.090471  1.180400  0.924  0.35565  
## day3        2.594212  1.156145  2.244  0.02491 *   
## day4        1.037115  1.210637  0.857  0.39169  
## day5        1.293078  1.123968  1.150  0.25004  
## day6        0.408748  1.136424  0.360  0.71911  
## day7        1.085495  1.114337  0.974  0.33007  
## day8        1.400634  1.131466  1.238  0.21585  
## day9        1.202615  1.141753  1.053  0.29228  
## day10       1.716973  1.146250  1.498  0.13426  
## day11       1.105480  1.186893  0.931  0.35171  
## day12       0.003032  1.162229  0.003  0.99792  
## day13       0.494139  1.190316  0.415  0.67807  
## day14       1.984455  1.310855  1.514  0.13016  
## day15       0.495269  1.379991  0.359  0.71970  
## day16       0.622163  1.483010  0.420  0.67486  
## day17      -0.133667  1.506957 -0.089  0.92933  
## day18      -1.272413  1.402574 -0.907  0.36437  
## day19      -2.839469  1.446963 -1.962  0.04981 *   
## day20      -3.781799  1.350184 -2.801  0.00513 **  
## day21       1.767678  1.237423  1.429  0.15324  
## day22      -1.953924  1.157113 -1.689  0.09139 .  
## day23      -1.853664  1.126779 -1.645  0.10005  
## day24       1.110953  1.148472  0.967  0.33345  
## day25       1.664820  1.131103  1.472  0.14116  
## day26       0.676252  1.148021  0.589  0.55586  
## day27       1.069394  1.129571  0.947  0.34385  
## day28       1.270162  1.134428  1.120  0.26295  
## day29      -0.865625  1.148355 -0.754  0.45103  
## day30       1.431218  1.133611  1.263  0.20685  
## day31       1.694152  1.313738  1.290  0.19729  
## month2      1.413515  0.662341  2.134  0.03291 *   
## month3      2.276706  0.748071  3.043  0.00236 **  
## month4      1.777968  0.827359  2.149  0.03171 *   
## month10     1.327927  1.142057  1.163  0.24502  
## month11     -0.498948  0.701636 -0.711  0.47706  
## month12     -0.074373  0.655907 -0.113  0.90973  
## hour1       -0.275117  1.162046 -0.237  0.81286  
## hour2      -1.125042  1.358968 -0.828  0.40781

```

```

## hour3      -0.683484  1.578190 -0.433  0.66499
## hour4      -1.443519  2.417041 -0.597  0.55040
## hour5      -0.975602  1.341340 -0.727  0.46707
## hour6      1.168788  1.062195  1.100  0.27126
## hour7      5.104960  1.080199  4.726  2.39e-06 ***
## hour8      9.785742  1.035384  9.451  < 2e-16 ***
## hour9      8.515292  1.040712  8.182  3.97e-16 ***
## hour10     10.836931 1.028805 10.534  < 2e-16 ***
## hour11     11.201349 1.019012 10.992  < 2e-16 ***
## hour12     8.492540  1.030657  8.240  2.48e-16 ***
## hour13     10.547815 1.007276 10.472  < 2e-16 ***
## hour14     9.135511  1.031287  8.858  < 2e-16 ***
## hour15     9.571367  1.044188  9.166  < 2e-16 ***
## hour16     12.094287 1.022579 11.827  < 2e-16 ***
## hour17     10.408947 1.026201 10.143  < 2e-16 ***
## hour18     14.482018 1.031998 14.033  < 2e-16 ***
## hour19     13.325629 1.010384 13.189  < 2e-16 ***
## hour20     5.737931  0.999424  5.741  1.03e-08 ***
## hour21     1.420381  1.014947  1.399  0.16177
## hour22     0.507385  1.017112  0.499  0.61792
## hour23     0.475602  1.031666  0.461  0.64483
## wdaylunes   3.029857  0.620771  4.881  1.11e-06 ***
## wdaymartes  4.053002  0.640770  6.325  2.88e-10 ***
## wdaymiercoles 6.327479  0.603665 10.482  < 2e-16 ***
## wdayjueves   5.279987  0.605991  8.713  < 2e-16 ***
## wdayviernes  4.462765  0.635674  7.021  2.69e-12 ***
## wdaysabado   0.757563  0.611916  1.238  0.21580
## Tmax        0.125224  0.139665  0.897  0.37000
## Tmin        0.128480  0.167991  0.765  0.44445
## Tmed        -0.055146  0.293476 -0.188  0.85096
## Hr.Med...    -0.051554  0.019760 -2.609  0.00912 **
## VDirENE     -0.087524  0.865870 -0.101  0.91949
## VDirESE     1.357189  1.016286  1.335  0.18183
## VDirN       -0.033362  1.052560 -0.032  0.97472
## VDirNE      0.986711  0.930603  1.060  0.28909
## VDirNNE     1.512185  1.051119  1.439  0.15035
## VDirNNW     -0.051384  1.037091 -0.050  0.96049
## VDirNW      0.177496  0.971362  0.183  0.85502
## VDirS       -1.553213  1.690860 -0.919  0.35838
## VDirSE      0.458348  0.987407  0.464  0.64254
## VDirSSE     4.234594  1.547803  2.736  0.00626 **
## VDirSSW     -2.009380  1.803026 -1.114  0.26517
## VDirSW      2.183130  1.321111  1.652  0.09853 .
## VDirW       0.582552  0.958466  0.608  0.54337
## VDirWNW     1.611105  0.991379  1.625  0.10424
## VDirWSW     1.809044  0.939082  1.926  0.05414 .
## VVelocidad   -0.125726  0.046473 -2.705  0.00686 **
## Prec.mm.     0.001029  0.002266  0.454  0.64964
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 8.492 on 3213 degrees of freedom
##   (1 observation deleted due to missingness)
## Multiple R-squared:  0.3269, Adjusted R-squared:  0.3088
## F-statistic: 18.14 on 86 and 3213 DF,  p-value: < 2.2e-16
##
## Punto de medida: 433
##
## Call:

```

```

## lm(formula = vlc.intensidad ~ ., data = datos)
##
## Residuals:
##   Min     1Q Median     3Q    Max
## -85.49 -18.44  -2.35  14.93 243.20
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
## (Intercept) 17.985597  9.004899  1.997 0.045859 *  
## day2        10.529087  3.712894  2.836 0.004594 ** 
## day3        7.886899  3.638139  2.168 0.030230 *  
## day4        6.612625  3.807350  1.737 0.082499 .  
## day5       -1.541278  3.566904 -0.432 0.665688    
## day6        1.598496  3.536879  0.452 0.651329    
## day7        9.029180  3.498196  2.581 0.009884 ** 
## day8        1.528477  3.517241  0.435 0.663900    
## day9        4.986719  3.596336  1.387 0.165638    
## day10       4.673566  3.503489  1.334 0.182288    
## day11       6.707573  3.514442  1.909 0.056389 .  
## day12       1.322891  3.499228  0.378 0.705412    
## day13      -3.346791  3.649475 -0.917 0.359166    
## day14       1.938692  3.828287  0.506 0.612595    
## day15       2.237262  3.937105  0.568 0.569897    
## day16       8.905515  4.189508  2.126 0.033592 *  
## day17      -7.143174  4.324622 -1.652 0.098665 .  
## day18      -6.125660  4.223767 -1.450 0.147058    
## day19      -11.388986 4.221045 -2.698 0.007002 ** 
## day20      -3.747274  4.216771 -0.889 0.374240    
## day21       6.617745  3.866024  1.712 0.087017 .  
## day22      -0.720071  3.613166 -0.199 0.842045    
## day23      -2.445723  3.544814 -0.690 0.490270    
## day24       1.067824  3.579610  0.298 0.765484    
## day25       4.488092  3.529854  1.271 0.203637    
## day26       2.068435  3.560016  0.581 0.561261    
## day27       3.082444  3.501625  0.880 0.378756    
## day28       7.895267  3.515323  2.246 0.024761 *  
## day29      -1.250401  3.580294 -0.349 0.726924    
## day30       6.433890  3.602575  1.786 0.074189 .  
## day31       8.767291  4.097500  2.140 0.032442 *  
## month2      4.767897  2.071638  2.302 0.021414 *  
## month3      9.560509  2.157108  4.432 9.58e-06 *** 
## month4      1.494849  2.536860  0.589 0.555726    
## month10     6.044208  3.539970  1.707 0.087822 .  
## month11     -3.833704  2.176133 -1.762 0.078196 .  
## month12     -4.600171  2.049292 -2.245 0.024838 *  
## hour1       -5.452875  3.078347 -1.771 0.076577 .  
## hour2       -6.746282  3.243692 -2.080 0.037606 *  
## hour3       -7.865255  3.294022 -2.388 0.016999 *  
## hour4       -8.768827  3.114767 -2.815 0.004898 ** 
## hour5       -0.431236  3.388487 -0.127 0.898737    
## hour6      23.415544  3.203322  7.310 3.22e-13 *** 
## hour7      69.119732  3.138436 22.024 < 2e-16 *** 
## hour8      63.918492  3.120500 20.483 < 2e-16 *** 
## hour9      48.282836  3.140371 15.375 < 2e-16 *** 
## hour10     44.814741  3.125246 14.340 < 2e-16 *** 
## hour11     47.925668  3.132161 15.301 < 2e-16 *** 
## hour12     58.416440  3.171555 18.419 < 2e-16 *** 
## hour13     70.473656  3.118376 22.599 < 2e-16 *** 
## hour14     52.246608  3.115466 16.770 < 2e-16 *** 
## hour15     52.351935  3.177439 16.476 < 2e-16 ***

```

```

## hour16      65.653152  3.109360 21.115 < 2e-16 ***
## hour17      66.287256  3.145476 21.074 < 2e-16 ***
## hour18      67.460803  3.140403 21.482 < 2e-16 ***
## hour19      63.567565  3.123318 20.353 < 2e-16 ***
## hour20      41.904613  3.134290 13.370 < 2e-16 ***
## hour21      23.034933  3.131989  7.355 2.31e-13 ***
## hour22      5.868015   3.031614  1.936 0.052987 .
## hour23      1.941333   3.075136  0.631 0.527881
## wdaylunes   20.480789  1.891333 10.829 < 2e-16 ***
## wdaymartes  23.258555  1.952539 11.912 < 2e-16 ***
## wdaymiercoles 24.765451  1.812332 13.665 < 2e-16 ***
## wdayjueves   26.646084  1.834536 14.525 < 2e-16 ***
## wdayviernes  16.987556  1.942450  8.745 < 2e-16 ***
## wdaysabado   0.960466   1.870734  0.513 0.607688
## Tmax        0.001451   0.410012  0.004 0.997177
## Tmin        -0.507929  0.491686 -1.033 0.301651
## Tmed        1.573646   0.858809  1.832 0.066973 .
## Hr.Med...    -0.471287  0.060031 -7.851 5.28e-15 ***
## VDirENE     -0.519305  2.627255 -0.198 0.843321
## VDirESE     5.519276   3.216166  1.716 0.086221 .
## VDirN       -0.251012  3.220296 -0.078 0.937874
## VDirNE      4.769152   2.833967  1.683 0.092482 .
## VDirNNE     3.434081   3.228331  1.064 0.287514
## VDirNNW     0.211699   3.278484  0.065 0.948518
## VDirNW      0.032266   2.987298  0.011 0.991383
## VDirS       0.334160   5.025389  0.066 0.946988
## VDirSE      5.353466   2.944051  1.818 0.069078 .
## VDirSSSE    16.447741  4.970232  3.309 0.000944 ***
## VDirSSW     3.572234   5.416917  0.659 0.509639
## VDirSW      6.308213   3.960716  1.593 0.111308
## VDirW       6.218882   2.957814  2.103 0.035570 *
## VDirWNW     3.402659   3.035348  1.121 0.262351
## VDirWSW     7.109025   2.906587  2.446 0.014495 *
## VVelocidad  -0.942008  0.139492 -6.753 1.66e-11 ***
## Prec.mm.    -0.001742  0.007026 -0.248 0.804259
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 29.14 on 3982 degrees of freedom
##   (1 observation deleted due to missingness)
## Multiple R-squared:  0.5682, Adjusted R-squared:  0.5588
## F-statistic: 60.92 on 86 and 3982 DF,  p-value: < 2.2e-16
##
## Punto de medida: 536
##
## Call:
## lm(formula = vlc.intensidad ~ ., data = datos)
##
## Residuals:
##      Min      1Q      Median      3Q      Max 
## -58.261 -13.406  -1.838  11.171 132.299 
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
## (Intercept) 4.741515  6.833475  0.694 0.487813  
## day2        4.834959  2.682555  1.802 0.071575 .    
## day3        10.366188  2.637227  3.931 8.64e-05 ***
## day4        6.654620  2.766012  2.406 0.016187 *    
## day5        6.132420  2.582059  2.375 0.017603 *    

```

## day6	2.406732	2.598212	0.926	0.354353	
## day7	10.758922	2.545451	4.227	2.43e-05	***
## day8	5.404806	2.689987	2.009	0.044591	*
## day9	8.194562	2.746429	2.984	0.002868	**
## day10	10.311632	2.631866	3.918	9.10e-05	***
## day11	8.783965	2.653007	3.311	0.000939	***
## day12	4.167391	2.655359	1.569	0.116641	
## day13	2.693798	2.743435	0.982	0.326215	
## day14	4.543660	2.963653	1.533	0.125336	
## day15	8.719120	3.081324	2.830	0.004687	**
## day16	12.107421	3.360797	3.603	0.000320	***
## day17	-0.615964	3.493928	-0.176	0.860072	
## day18	-0.118458	3.359090	-0.035	0.971870	
## day19	-0.962507	3.350806	-0.287	0.773941	
## day20	0.622323	3.460454	0.180	0.857290	
## day21	9.054256	3.019927	2.998	0.002736	**
## day22	-0.250305	2.755880	-0.091	0.927636	
## day23	1.464227	2.663201	0.550	0.582492	
## day24	2.056987	2.699186	0.762	0.446066	
## day25	8.139582	2.679760	3.037	0.002404	**
## day26	4.286075	2.685261	1.596	0.110548	
## day27	6.080203	2.578577	2.358	0.018431	*
## day28	10.464486	2.580611	4.055	5.12e-05	***
## day29	4.007635	2.610861	1.535	0.124879	
## day30	8.942926	2.622434	3.410	0.000657	***
## day31	13.489377	2.978941	4.528	6.15e-06	***
## month2	0.387561	1.515239	0.256	0.798140	
## month3	-9.878466	1.951454	-5.062	4.36e-07	***
## month4	2.926934	1.961539	1.492	0.135748	
## month10	3.285039	2.735198	1.201	0.229824	
## month11	-3.593452	1.627153	-2.208	0.027280	*
## month12	-1.862778	1.501663	-1.240	0.214884	
## hour1	1.550831	2.374675	0.653	0.513754	
## hour2	-2.235588	2.683990	-0.833	0.404939	
## hour3	2.253339	2.781089	0.810	0.417861	
## hour4	0.519923	2.635970	0.197	0.843650	
## hour5	0.918209	2.656500	0.346	0.729630	
## hour6	19.443336	2.367553	8.212	3.03e-16	***
## hour7	41.091465	2.399722	17.123	< 2e-16	***
## hour8	40.695686	2.338364	17.403	< 2e-16	***
## hour9	37.174729	2.358627	15.761	< 2e-16	***
## hour10	35.210082	2.341547	15.037	< 2e-16	***
## hour11	35.791718	2.295221	15.594	< 2e-16	***
## hour12	41.015443	2.312417	17.737	< 2e-16	***
## hour13	48.278537	2.329001	20.729	< 2e-16	***
## hour14	40.773090	2.340260	17.422	< 2e-16	***
## hour15	40.256823	2.381767	16.902	< 2e-16	***
## hour16	48.378148	2.328053	20.781	< 2e-16	***
## hour17	52.015283	2.367214	21.973	< 2e-16	***
## hour18	56.305890	2.359104	23.867	< 2e-16	***
## hour19	44.375639	2.346323	18.913	< 2e-16	***
## hour20	29.571536	2.332662	12.677	< 2e-16	***
## hour21	16.372411	2.330645	7.025	2.57e-12	***
## hour22	6.214070	2.251543	2.760	0.005812	**
## hour23	4.775535	2.278750	2.096	0.036183	*
## wdaylunes	16.008241	1.433980	11.164	< 2e-16	***
## wdaymartes	17.906443	1.464593	12.226	< 2e-16	***
## wdaymiercoles	19.138309	1.424368	13.436	< 2e-16	***
## wdayjueves	18.645237	1.456047	12.805	< 2e-16	***
## wdayviernes	16.832130	1.477531	11.392	< 2e-16	***

```

## wdaysabado    4.532161   1.412309   3.209  0.001344  **
## Tmax        -0.159206   0.326132  -0.488  0.625465
## Tmin         0.068551   0.385036   0.178  0.858704
## Tmed         1.053221   0.677796   1.554  0.120302
## Hr.Med...    -0.298706   0.046206  -6.465  1.16e-10 ***
## VDirENE      -2.872157   2.035558  -1.411  0.158337
## VDirESE       1.839106   2.370217   0.776  0.437848
## VDirN         0.037764   2.448557   0.015  0.987696
## VDirNE        0.948625   2.161043   0.439  0.660714
## VDirNNE      -0.059617   2.466017  -0.024  0.980714
## VDirNNW       1.178069   2.439083   0.483  0.629129
## VDirNW        -0.250452   2.234724  -0.112  0.910772
## VDirS         -3.747129   3.770104  -0.994  0.320339
## VDirSE        2.310079   2.253102   1.025  0.305299
## VDirSSE       10.224548   3.940239   2.595  0.009502  **
## VDirSSW       0.234908   6.083969   0.039  0.969203
## VDirSW        6.416997   3.145138   2.040  0.041398 *
## VDirW         2.152903   2.248674   0.957  0.338427
## VDirWNW       1.574980   2.304473   0.683  0.494372
## VDirWSW       3.830668   2.205737   1.737  0.082533 .
## VVelocidad    -0.671710   0.108340  -6.200  6.32e-10 ***
## Prec.mm.      0.009570   0.005221   1.833  0.066875 .
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 20.65 on 3439 degrees of freedom
##   (3 observations deleted due to missingness)
## Multiple R-squared:  0.5359, Adjusted R-squared:  0.5243
## F-statistic: 46.17 on 86 and 3439 DF,  p-value: < 2.2e-16
npm<-length(levels(datos_bic$vlc.punto_medida))
pm<-1
res_bic<-
as.numeric(c(levels(datos_bic$vlc.punto_medida)[pm],model_pm(datos_bic,pm)$adj.r.squared))
for(pm                               in                               1:npm){resp<-
as.numeric(c(levels(datos_bic$vlc.punto_medida)[pm],model_pm(datos_bic,pm)$adj.r.squared))
}
res_bic<-rbind(res_bic,resp)
res_bic<-res_bic[-1]
colnames(res_bic)<-c("vlc.punto_medida","R_cuadrado_ajustado")
head(res_bic)
head(res_bic)
##          vlc.punto_medida R_cuadrado_ajustado
## respm            230           0.4517280
## respm            333           0.4148046
## respm            432           0.3088335
## respm            433           0.5588370
## respm            536           0.5242567
## respm            538           0.5079166
summary(res_bic[,2])
##   Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max.
## 0.0858 0.3219 0.4517 0.4232 0.5378 0.6412
res.df.bic<-as.data.frame(res_bic)
rownames(res.df.bic)<-1:59
res.df.bic$vlc.punto_medida<-as.factor(res.df.bic$vlc.punto_medida)

# DIBUJO DE LA BONDAD DE AJUSTE

load("datosBicicletas.RData")

```

```

coords<-unique(datosbici[4:6])
media_punto_medida<-datosbici %>%
group_by(vlc.punto_medida) %>%
summarise(intensidad_media=mean(vlc.intensidad))
media_pm<-as.data.frame(media_punto_medida)
levels(media_pm$vlc.punto_medida)==levels(coords$vlc.punto_medida)
levels(media_pm$vlc.punto_medida)==levels(res.df.bic$vlc.punto_medida)
media_pm_cc<-left_join(media_pm,cords,by="vlc.punto_medida")
media_pm_cc<-as.data.frame(media_pm_cc)
media_pm_cc$cart.xcoord<-as.numeric(as.character(media_pm_cc$cart.xcoord))
media_pm_cc$cart.ycoord<-as.numeric(as.character(media_pm_cc$cart.ycoord))
coordinates(media_pm_cc) = ~cart.xcoord+cart.ycoord

# REPRESENTAMOS MEDIANTE CÍRCULOS
bubble(media_pm_cc , "R_cuadrado_ajustado", col=c("red", "green"),fill=FALSE, main =
"Bondad de ajuste medida por R cuadrado ajustado")

# PASAMOS AL MODELO PARA EL TRÁFICO MOTORIZADO

# LECTURA DE LOS DATOS PARA EL TRÁFICO DEL PERIODO 1 DE OCTUBRE DE 2016 AL 30 DE ABRIL
# DE 2017
load("m3_07-05-17.RData")
str(m3)
m3$wday<-lubridate::wday(m3$hora)
m3$way<-as.factor(m3$wday)
levels(m3$wday)<-c("domingo","lunes","martes","miercoles","jueves","viernes","sabado")
datos_traf<-
m3[,c("ih","idpm","day","month","hour","wday","Tmax","Tmin","Tmed","Hr.Med...","VDir","V
Velocidad","Prec.mm.")]]

# MODELOS CON TODOS LOS PUNTOS DE MEDIDA
# Modelo 1, análisis de las variables temporales
model_traf1<-lm(ih~hour+wday+day+month, data=datos_traf)
summary(model_traf1)
## Call:
## lm(formula = ih ~ hour + wday + day + month, data = datos_traf)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -821.8  -317.9  -89.8  134.8  6553.4
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 37.8644    1.8585  20.373 < 2e-16 ***
## hour1       -35.5594    1.5793 -22.516 < 2e-16 ***
## hour2       -86.4714    1.5700 -55.078 < 2e-16 ***
## hour3      -113.4257    1.5833 -71.637 < 2e-16 ***
## hour4      -118.2025    1.5878 -74.444 < 2e-16 ***
## hour5      -111.7197    1.5808 -70.672 < 2e-16 ***
## hour6       -67.2595    1.5852 -42.430 < 2e-16 ***
## hour7        89.0051    1.5816  56.274 < 2e-16 ***
## hour8       422.3985    1.5737 268.405 < 2e-16 ***
## hour9       444.0724    1.5777 281.460 < 2e-16 ***
## hour10      341.7005    1.5800 216.266 < 2e-16 ***
## hour11      366.7526    1.5703 233.557 < 2e-16 ***
## hour12      432.7730    1.5781 274.241 < 2e-16 ***
## hour13      465.8586    1.5906 292.886 < 2e-16 ***
## hour14      549.0314    1.5690 349.934 < 2e-16 ***
## hour15      412.9806    1.5553 265.529 < 2e-16 ***
## hour16      363.2643    1.5831 229.470 < 2e-16 ***

```

```

## hour17      454.3224   1.5758 288.308 < 2e-16 ***
## hour18      516.4987   1.5880 325.242 < 2e-16 ***
## hour19      539.9078   1.5760 342.581 < 2e-16 ***
## hour20      502.2780   1.5575 322.489 < 2e-16 ***
## hour21      392.6470   1.5737 249.504 < 2e-16 ***
## hour22      184.6745   1.5825 116.701 < 2e-16 ***
## hour23      24.8818    1.5793 15.755 < 2e-16 ***
## wdaylunes   130.4997   0.9216 141.604 < 2e-16 ***
## wdaymartes  136.3988   0.9427 144.689 < 2e-16 ***
## wdaymiercoles 145.9149   0.8910 163.759 < 2e-16 ***
## wdayjueves  145.4940   0.8952 162.528 < 2e-16 ***
## wdayviernes 154.1077   0.9585 160.778 < 2e-16 ***
## wdaysabado   45.4518    0.9280 48.979 < 2e-16 ***
## day2        48.3685    1.9878 24.333 < 2e-16 ***
## day3        59.7378    1.9398 30.796 < 2e-16 ***
## day4        41.2345    1.8493 22.297 < 2e-16 ***
## day5        32.6643    1.8153 17.994 < 2e-16 ***
## day6        -10.3113   1.7800 -5.793 6.91e-09 ***
## day7        51.2832    1.7706 28.964 < 2e-16 ***
## day8        9.3332     1.7883 5.219 1.80e-07 ***
## day9        35.0969    1.7926 19.579 < 2e-16 ***
## day10       51.0956    1.7779 28.739 < 2e-16 ***
## day11       48.8009    1.7766 27.469 < 2e-16 ***
## day12       13.2358    1.7776 7.446 9.62e-14 ***
## day13       17.6639    1.8490 9.553 < 2e-16 ***
## day14       -5.7339   -1.9170 -2.991 0.00278 **
## day15       -3.2299   1.9642 -1.644 0.10010
## day16       -2.9877   2.1151 -1.413 0.15779
## day17       -59.1594   2.1984 -26.911 < 2e-16 ***
## day18       22.2454    2.0692 10.751 < 2e-16 ***
## day19       25.5129    2.0556 12.411 < 2e-16 ***
## day20       34.3248    2.0690 16.590 < 2e-16 ***
## day21       37.1578    1.9494 19.062 < 2e-16 ***
## day22       26.4765    1.8134 14.601 < 2e-16 ***
## day23       36.2420    1.7824 20.333 < 2e-16 ***
## day24       20.3496    1.7889 11.375 < 2e-16 ***
## day25       43.7507    1.7788 24.596 < 2e-16 ***
## day26       11.1339    1.7997 6.187 6.15e-10 ***
## day27       45.5710    1.8094 25.186 < 2e-16 ***
## day28       51.5241    1.7750 29.028 < 2e-16 ***
## day29       33.1529    1.8112 18.304 < 2e-16 ***
## day30       32.6408    1.8382 17.757 < 2e-16 ***
## day31       13.7355    2.0800 6.604 4.01e-11 ***
## month2      25.0253    0.9029 27.715 < 2e-16 ***
## month3      7.5878     0.7880 9.629 < 2e-16 ***
## month4      -18.4017   0.8042 -22.882 < 2e-16 ***
## month10     12.3355    0.8413 14.662 < 2e-16 ***
## month11     15.7035    0.8705 18.040 < 2e-16 ***
## month12     -15.4193   0.9070 -17.001 < 2e-16 ***
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 500.8 on 4750503 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.201, Adjusted R-squared: 0.201
## F-statistic: 1.839e+04 on 65 and 4750503 DF, p-value: < 2.2e-16

# MODELO CON TODAS LAS VARIABLES PARA UN PUNTO DE MEDIDA

model12_pm<-function(datos_traf,pm){


```

```

datos<-datos_traf[datos_traf$idpm==levels(datos_traf$idpm)[pm],]
datos<-datos[,-2]
model_traf2<-lm(ih~.,data=datos)
summary(model_traf2)
}
# APLICAMOS EL MODELO PARA LOS CINCO PRIMEROS PUNTOS DE MEDIDA

For(pm in 1:5) {cat("Punto de medida de intensidad de tráfico:
",levels(datos_traf$idpm)[pm]," \n")
Print(model12_pm(datos_traf,pm))}

## Punto de medida de intensidad de tráfico: 101
##
## Call:
## lm(formula = ih ~ ., data = datos)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -1152.52 -156.51     8.65  196.28 1517.89
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
## (Intercept) 139.03395  87.57230  1.588 0.112446    
## day2        151.63491  38.91845  3.896 9.93e-05 *** 
## day3        201.29862  38.26113  5.261 1.51e-07 *** 
## day4        136.44209  38.41884  3.551 0.000388 *** 
## day5        83.27276  36.05532  2.310 0.020962 *  
## day6        14.80639  35.63290  0.416 0.677779    
## day7        151.43192  35.25307  4.296 1.78e-05 *** 
## day8        115.13563  35.86120  3.211 0.001335 **  
## day9        78.19022  36.11198  2.165 0.030431 *  
## day10       144.65901  35.39624  4.087 4.46e-05 *** 
## day11       151.54728  35.72831  4.242 2.27e-05 *** 
## day12       80.88603  35.35140  2.288 0.022187 *  
## day13       88.19278  36.18195  2.437 0.014834 *  
## day14       12.28172  37.92129  0.324 0.746050    
## day15       70.91431  39.18565  1.810 0.070418 .  
## day16      -42.28193  41.52677 -1.018 0.308652    
## day17      -170.20165 43.64138 -3.900 9.78e-05 *** 
## day18      -6.08966  41.88792 -0.145 0.884418    
## day19       5.21680  42.52660  0.123 0.902374    
## day20       129.71301 41.72889  3.108 0.001894 ** 
## day21       171.22974 38.81849  4.411 1.06e-05 *** 
## day22       120.15153 36.19901  3.319 0.000911 *** 
## day23       114.50400 35.36562  3.238 0.001215 ** 
## day24       57.09451  35.84641  1.593 0.111295    
## day25       99.98500  35.81900  2.791 0.005273 ** 
## day26       36.31444  35.70369  1.017 0.309165    
## day27      127.01070 35.71421  3.556 0.000380 *** 
## day28      146.09484  35.20556  4.150 3.40e-05 *** 
## day29      133.63483  36.19987  3.692 0.000226 *** 
## day30      95.95229  36.17824  2.652 0.008028 ** 
## day31      131.66968 41.01639  3.210 0.001337 ** 
## month2      7.12750  20.03579  0.356 0.722055    
## month3     -103.83723 21.09508 -4.922 8.90e-07 *** 
## month4     -24.63483  24.83958 -0.992 0.321376    
## month10     -6.65188  34.49003 -0.193 0.847076    
## month11     -0.89400  21.03215 -0.043 0.966097    
## month12     -2.14423  19.88982 -0.108 0.914156    
## hour1      -109.73573 30.63718 -3.582 0.000345 *** 
## hour2      -224.37385 30.55574 -7.343 2.52e-13 ***

```

```

## hour3      -261.88741  30.74289 -8.519 < 2e-16 ***
## hour4      -274.01926  30.79749 -8.897 < 2e-16 ***
## hour5      -279.40722  30.66439 -9.112 < 2e-16 ***
## hour6      -219.64884  30.79686 -7.132 1.17e-12 ***
## hour7      -35.16248  30.84712 -1.140  0.254399
## hour8      519.74900  30.73075 16.913 < 2e-16 ***
## hour9      695.09159  30.84445 22.535 < 2e-16 ***
## hour10     771.90495  30.96731 24.926 < 2e-16 ***
## hour11     877.01334  30.84018 28.437 < 2e-16 ***
## hour12     951.96627  30.96158 30.747 < 2e-16 ***
## hour13     889.30878  31.19785 28.505 < 2e-16 ***
## hour14     880.39973  30.65301 28.721 < 2e-16 ***
## hour15     611.40540  30.37093 20.131 < 2e-16 ***
## hour16     709.03394  30.90744 22.941 < 2e-16 ***
## hour17     769.24705  30.76297 25.006 < 2e-16 ***
## hour18     878.38791  31.01702 28.320 < 2e-16 ***
## hour19     816.64587  30.75970 26.549 < 2e-16 ***
## hour20     779.94441  30.39548 25.660 < 2e-16 ***
## hour21     606.74382  30.69607 19.766 < 2e-16 ***
## hour22     325.06919  30.86399 10.532 < 2e-16 ***
## hour23     -8.74256  30.76037 -0.284  0.776260
## wdaylunes   394.32668  18.11521 21.768 < 2e-16 ***
## wdaymartes  416.85293  18.62957 22.376 < 2e-16 ***
## wdaymiercoles 426.50316  17.55021 24.302 < 2e-16 ***
## wdayjueves   426.36658  17.64072 24.169 < 2e-16 ***
## wdayviernes  423.48093  18.78742 22.541 < 2e-16 ***
## wdaysabado   218.63246  18.17177 12.031 < 2e-16 ***
## Tmax        -6.38419  3.98984 -1.600  0.109653
## Tmin        17.56834  4.77259  3.681  0.000235 ***
## Tmed        -12.05802  8.33881 -1.446  0.148253
## Hr.Med...    -1.28621  0.57417 -2.240  0.025137 *
## VDirENE     83.79376  25.84815  3.242  0.001198 **
## VDirESE     28.40406  31.57708  0.900  0.368433
## VDirN       11.07848  31.42256  0.353  0.724434
## VDirNE      10.91284  27.92522  0.391  0.695975
## VDirNNE     116.07715  31.45625  3.690  0.000227 ***
## VDirNNW     68.53618  31.84979  2.152  0.031469 *
## VDirNW      77.87639  29.06807  2.679  0.007412 **
## VDirS       -4.13445  55.05066 -0.075  0.940137
## VDirSE      57.90936  28.87930  2.005  0.045007 *
## VDirSSE     93.81039  47.93717  1.957  0.050424 .
## VDirSSW     -5.40334  54.12951 -0.100  0.920490
## VDirSW      118.04932  38.53254  3.064  0.002201 **
## VDirW       57.93678  28.87201  2.007  0.044852 *
## VDirWNW     79.26240  29.64910  2.673  0.007541 **
## VDirWSW     120.64941  28.58037  4.221  2.48e-05 ***
## VVelocidad   -0.95194  1.35188 -0.704  0.481373
## Prec.mm.    -0.26393  0.06866 -3.844  0.000123 ***
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 282.7 on 3971 degrees of freedom
## (2 observations deleted due to missingness)
## Multiple R-squared: 0.7578, Adjusted R-squared: 0.7526
## F-statistic: 144.5 on 86 and 3971 DF, p-value: < 2.2e-16
##
## Punto de medida de intensidad de tráfico: 103
##
## Call:

```

```

## lm(formula = ih ~ ., data = datos)
##
## Residuals:
##    Min     1Q Median     3Q    Max 
## -2234.69 -301.16   36.67  337.93 1419.27 
## 
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
## (Intercept) 737.29574 152.31349  4.841 1.34e-06 ***
## day2        245.99290  67.69040  3.634 0.000282 *** 
## day3        356.45920  66.54714  5.356 8.97e-08 *** 
## day4        269.96403  66.82145  4.040 5.44e-05 *** 
## day5        140.40251  62.71060  2.239 0.025218 *  
## day6         3.36551   61.97589  0.054 0.956696    
## day7        265.79046  61.31525  4.335 1.49e-05 *** 
## day8        116.70043  62.37297  1.871 0.061417 .  
## day9        175.87805  62.80914  2.800 0.005132 ** 
## day10       265.54199  61.56427  4.313 1.65e-05 *** 
## day11       280.34205  62.14184  4.511 6.63e-06 *** 
## day12       115.64047  61.48628  1.881 0.060079 .  
## day13       141.89061  62.93085  2.255 0.024206 *  
## day14       47.60012   65.95606  0.722 0.470525    
## day15       100.73773  68.15515  1.478 0.139470    
## day16      -122.61047  72.22703 -1.698 0.089667 .  
## day17      -271.51185  75.90495 -3.577 0.000352 *** 
## day18      -13.44329  72.85517 -0.185 0.853614    
## day19      -67.58306  73.96603 -0.914 0.360928    
## day20       199.78869  72.57858  2.753 0.005937 ** 
## day21       199.59908  67.51654  2.956 0.003132 ** 
## day22       88.82939  62.96051  1.411 0.158360    
## day23       107.07564  61.51102  1.741 0.081804 .  
## day24       52.53569  62.34725  0.843 0.399486    
## day25       171.39046  62.29957  2.751 0.005967 ** 
## day26       106.97691  62.09902  1.723 0.085024 .  
## day27       242.55418  62.11731  3.905 9.59e-05 *** 
## day28       237.20540  61.23262  3.874 0.000109 *** 
## day29       253.88396  62.96201  4.032 5.63e-05 *** 
## day30       216.33473  62.92440  3.438 0.000592 *** 
## day31       182.82870  71.33933  2.563 0.010420 *  
## month2      93.11985  34.84802  2.672 0.007567 ** 
## month3     -261.55047  36.69042 -7.129 1.20e-12 *** 
## month4     -190.72210  43.20319 -4.415 1.04e-05 *** 
## month10     26.02533  59.98812  0.434 0.664427    
## month11     -5.06974  36.58098 -0.139 0.889781    
## month12     -58.76663  34.59414 -1.699 0.089446 .  
## hour1      -161.02559  53.28689 -3.022 0.002528 ** 
## hour2      -438.45434  53.14525 -8.250 < 2e-16 *** 
## hour3      -570.77995  53.47076 -10.675 < 2e-16 *** 
## hour4      -602.38147  53.56571 -11.246 < 2e-16 *** 
## hour5      -621.44225  53.33422 -11.652 < 2e-16 *** 
## hour6      -461.72671  53.56463 -8.620 < 2e-16 *** 
## hour7      -125.87372  53.65203 -2.346 0.019019 * 
## hour8      1030.65655  53.44964 19.283 < 2e-16 *** 
## hour9      1161.20504  53.64740 21.645 < 2e-16 *** 
## hour10     1091.66779  53.86109 20.268 < 2e-16 *** 
## hour11     1208.08143  53.63997 22.522 < 2e-16 *** 
## hour12     1511.44910  53.85112 28.067 < 2e-16 *** 
## hour13     1587.15723  54.26205 29.250 < 2e-16 *** 
## hour14     1762.93880  53.31443 33.067 < 2e-16 *** 
## hour15     1311.25859  52.82381 24.823 < 2e-16 ***

```

```

## hour16      1335.29926  53.75695  24.840 < 2e-16 ***
## hour17      1499.11906  53.50568  28.018 < 2e-16 ***
## hour18      1655.83563  53.94755  30.693 < 2e-16 ***
## hour19      1679.27795  53.49998  31.388 < 2e-16 ***
## hour20      1742.54143  52.86650  32.961 < 2e-16 ***
## hour21      1532.49196  53.38931  28.704 < 2e-16 ***
## hour22      750.43112   53.68138  13.979 < 2e-16 ***
## hour23      93.68617   53.50115  1.751  0.080005 .
## wdaylunes    509.61455  31.50757  16.174 < 2e-16 ***
## wdaymartes   518.58648  32.40220  16.005 < 2e-16 ***
## wdaymiercoles 561.77352  30.52488  18.404 < 2e-16 ***
## wdayjueves    548.45947  30.68229  17.875 < 2e-16 ***
## wdayviernes   573.21879  32.67674  17.542 < 2e-16 ***
## wdaysabado    196.35638  31.60595  6.213  5.75e-10 ***
## Tmax         -4.75570   6.93948  -0.685  0.493188
## Tmin         44.13587   8.30091  5.317  1.11e-07 ***
## Tmed        -47.11365  14.50359  -3.248  0.001170 **
## Hr.Med...     -1.90131  0.99864  -1.904  0.056995 .
## VDirENE      121.50616  44.95738  2.703  0.006907 **
## VDirESE      16.74354   54.92166  0.305  0.760487
## VDirN        22.49649   54.65290  0.412  0.680637
## VDirNE       59.90331  48.57001  1.233  0.217522
## VDirNNE      223.27973  54.71148  4.081  4.57e-05 ***
## VDirNNW      122.91620  55.39597  2.219  0.026552 *
## VDirNW       101.02165  50.55776  1.998  0.045769 *
## VDirS        77.94114   95.74898  0.814  0.415685
## VDirSE       99.06322  50.22944  1.972  0.048654 *
## VDirSSE      153.86907  83.37656  1.845  0.065043 .
## VDirSSW      5.09050   94.14682  0.054  0.956882
## VDirSW       205.97181  67.01920  3.073  0.002131 **
## VDirW        90.91411  50.21675  1.810  0.070304 .
## VDirWNW      112.62511  51.56833  2.184  0.029021 *
## VDirWSW      186.65390  49.70951  3.755  0.000176 ***
## VVelocidad   -0.07837  2.35131  -0.033  0.973414
## Prec.mm.     -0.26642   0.11942  -2.231  0.025736 *
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 491.7 on 3971 degrees of freedom
##   (2 observations deleted due to missingness)
## Multiple R-squared:  0.7865, Adjusted R-squared:  0.7819
## F-statistic: 170.1 on 86 and 3971 DF,  p-value: < 2.2e-16
##
## Punto de medida de intensidad de tráfico: 105
##
## Call:
## lm(formula = ih ~ ., data = datos)
##
## Residuals:
##      Min       1Q     Median      3Q      Max 
## -2525.58  -255.52    25.99   281.50  1723.48 
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
## (Intercept) 670.1285  132.3259  5.064 4.29e-07 ***
## day2        210.5115   58.8076  3.580 0.000348 ***  
## day3        297.2319   57.8144  5.141 2.86e-07 ***  
## day4        161.4614   58.0527  2.781 0.005440 **  
## day5        115.6226   54.4813  2.122 0.033879 *   

```

## day6	-32.6938	53.8430	-0.607	0.543748	
## day7	199.3765	53.2691	3.743	0.000185	***
## day8	113.2305	54.1880	2.090	0.036718	*
## day9	167.0871	54.5669	3.062	0.002213	**
## day10	186.5443	53.4854	3.488	0.000492	***
## day11	218.8446	53.9872	4.054	5.14e-05	***
## day12	81.8886	53.4176	1.533	0.125358	
## day13	70.4465	54.6726	1.289	0.197642	
## day14	-6.4013	57.3009	-0.112	0.911056	
## day15	69.3775	59.2114	1.172	0.241391	
## day16	-131.9978	62.7489	-2.104	0.035477	*
## day17	-221.8938	65.9442	-3.365	0.000773	***
## day18	-60.3004	63.2946	-0.953	0.340804	
## day19	-152.1275	64.2597	-2.367	0.017962	*
## day20	72.0418	63.0543	1.143	0.253301	
## day21	116.7949	58.6566	1.991	0.046531	*
## day22	32.9735	54.6984	0.603	0.546660	
## day23	36.2070	53.4391	0.678	0.498104	
## day24	36.0897	54.1656	0.666	0.505268	
## day25	169.9940	54.1242	3.141	0.001697	**
## day26	108.7210	53.9500	2.015	0.043949	*
## day27	161.5640	53.9659	2.994	0.002772	**
## day28	197.5975	53.1973	3.714	0.000206	***
## day29	190.5664	54.6997	3.484	0.000500	***
## day30	175.6337	54.6670	3.213	0.001325	**
## day31	91.0600	61.9777	1.469	0.141847	
## month2	63.1491	30.2750	2.086	0.037056	*
## month3	-196.5614	31.8757	-6.167	7.68e-10	***
## month4	-244.7745	37.5338	-6.521	7.84e-11	***
## month10	-21.8321	52.1161	-0.419	0.675303	
## month11	-15.5309	31.7806	-0.489	0.625087	
## month12	-66.8056	30.0545	-2.223	0.026284	*
## hour1	-145.1489	46.2942	-3.135	0.001729	**
## hour2	-382.7756	46.1712	-8.290	< 2e-16	***
## hour3	-505.3277	46.4540	-10.878	< 2e-16	***
## hour4	-526.5201	46.5365	-11.314	< 2e-16	***
## hour5	-551.8685	46.3353	-11.910	< 2e-16	***
## hour6	-405.0614	46.5355	-8.704	< 2e-16	***
## hour7	-120.6297	46.6115	-2.588	0.009689	**
## hour8	996.1163	46.4356	21.452	< 2e-16	***
## hour9	1023.3294	46.6074	21.956	< 2e-16	***
## hour10	957.9654	46.7931	20.472	< 2e-16	***
## hour11	1074.8812	46.6010	23.066	< 2e-16	***
## hour12	1334.5509	46.7844	28.526	< 2e-16	***
## hour13	1476.1428	47.1414	31.313	< 2e-16	***
## hour14	1626.1666	46.3182	35.109	< 2e-16	***
## hour15	1207.4660	45.8919	26.311	< 2e-16	***
## hour16	1142.2863	46.7026	24.459	< 2e-16	***
## hour17	1323.2761	46.4843	28.467	< 2e-16	***
## hour18	1484.7550	46.8682	31.679	< 2e-16	***
## hour19	1550.8338	46.4794	33.366	< 2e-16	***
## hour20	1572.4759	45.9290	34.237	< 2e-16	***
## hour21	1441.3787	46.3832	31.075	< 2e-16	***
## hour22	665.4693	46.6369	14.269	< 2e-16	***
## hour23	50.7780	46.4804	1.092	0.274696	
## wdaylunes	404.1528	27.3729	14.765	< 2e-16	***
## wdaymartes	420.8578	28.1502	14.950	< 2e-16	***
## wdaymiercoles	442.9692	26.5192	16.704	< 2e-16	***
## wdayjueves	446.1320	26.6560	16.737	< 2e-16	***
## wdayviernes	442.5588	28.3887	15.589	< 2e-16	***

```

## wdaysabado    123.3731   27.4584   4.493 7.22e-06 ***
## Tmax         6.5614    6.0288   1.088 0.276514
## Tmin         48.7367   7.2116   6.758 1.60e-11 ***
## Tmed        -53.6697  12.6003  -4.259 2.10e-05 ***
## Hr.Med...   -1.9711    0.8676  -2.272 0.023143 *
## VDirENE     115.0462   39.0578   2.946 0.003243 **
## VDirESE      40.5849   47.7145   0.851 0.395055
## VDirN       -25.3026   47.4810  -0.533 0.594132
## VDirNE       83.1766   42.1963   1.971 0.048773 *
## VDirNNE     236.3283   47.5319   4.972 6.91e-07 ***
## VDirNNW     134.5734   48.1265   2.796 0.005195 **
## VDirNW      114.0141   43.9232   2.596 0.009473 **
## VDirS        114.6856   83.1842   1.379 0.168066
## VDirSE      119.1807   43.6380   2.731 0.006340 **
## VDirSSE     150.9630   72.4353   2.084 0.037214 *
## VDirSSW     13.2690    81.7922   0.162 0.871135
## VDirSW      250.4235   58.2245   4.301 1.74e-05 ***
## VDirW        124.9481   43.6270   2.864 0.004205 **
## VDirWNW     120.7337   44.8012   2.695 0.007071 **
## VDirWSW     170.4918   43.1863   3.948 8.02e-05 ***
## VVelocidad   -3.3192    2.0428  -1.625 0.104274
## Prec.mm.     0.1710    0.1037   1.649 0.099325 .
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 427.2 on 3971 degrees of freedom
##   (2 observations deleted due to missingness)
## Multiple R-squared:  0.7977, Adjusted R-squared:  0.7934
## F-statistic: 182.1 on 86 and 3971 DF,  p-value: < 2.2e-16
##
## Punto de medida de intensidad de tráfico: 106
##
## Call:
## lm(formula = ih ~ ., data = datos)
##
## Residuals:
##    Min      1Q      Median      3Q      Max
## -842.69  -92.72   -2.25    94.56  1545.20
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
## (Intercept) 184.96813  49.39007  3.745 0.000183 ***
## day2        69.79697  21.94969  3.180 0.001485 ** 
## day3        76.61429  21.57897  3.550 0.000389 *** 
## day4        32.61313  21.66792  1.505 0.132369  
## day5        60.55635  20.33491  2.978 0.002919 ** 
## day6       -29.01657  20.09667 -1.444 0.148860  
## day7        40.12132  19.88245  2.018 0.043666 *  
## day8        18.47427  20.22543  0.913 0.361078  
## day9        38.18347  20.36686  1.875 0.060896 .  
## day10       53.62721  19.96319  2.686 0.007255 ** 
## day11       60.94172  20.15048  3.024 0.002508 ** 
## day12       25.84873  19.93791  1.296 0.194892  
## day13       14.02635  20.40633  0.687 0.491900  
## day14      -37.68453  21.38730 -1.762 0.078145 .  
## day15        4.42647  22.10039  0.200 0.841265  
## day16      -40.24464  23.42076 -1.718 0.085814 .  
## day17      -42.85234  24.61339 -1.741 0.081758 .  
## day18      -28.90658  23.62445 -1.224 0.221181

```

## day19	-51.19869	23.98466	-2.135	0.032851	*
## day20	22.63217	23.53476	0.962	0.336285	
## day21	29.41878	21.89331	1.344	0.179111	
## day22	-11.87710	20.41595	-0.582	0.560764	
## day23	-5.09996	19.94593	-0.256	0.798204	
## day24	10.05024	20.21709	0.497	0.619135	
## day25	53.68373	20.20163	2.657	0.007906	**
## day26	46.94899	20.13660	2.332	0.019775	*
## day27	69.84546	20.14253	3.468	0.000531	***
## day28	62.02891	19.85565	3.124	0.001797	**
## day29	64.62582	20.41643	3.165	0.001561	**
## day30	103.99935	20.40424	5.097	3.61e-07	***
## day31	79.07009	23.13291	3.418	0.000637	***
## month2	-39.89098	11.30002	-3.530	0.000420	***
## month3	-67.35063	11.89745	-5.661	1.61e-08	***
## month4	-93.06760	14.00932	-6.643	3.48e-11	***
## month10	-60.39729	19.45210	-3.105	0.001917	**
## month11	-55.60165	11.86197	-4.687	2.86e-06	***
## month12	-44.77994	11.21770	-3.992	6.67e-05	***
## hour1	-53.85627	17.27912	-3.117	0.001841	**
## hour2	-128.05266	17.23320	-7.431	1.32e-13	***
## hour3	-160.28906	17.33875	-9.245	< 2e-16	***
## hour4	-165.80994	17.36954	-9.546	< 2e-16	***
## hour5	-191.34900	17.29447	-11.064	< 2e-16	***
## hour6	-146.89928	17.36918	-8.457	< 2e-16	***
## hour7	-9.60653	17.39753	-0.552	0.580858	
## hour8	259.00314	17.33190	14.944	< 2e-16	***
## hour9	293.67255	17.39602	16.882	< 2e-16	***
## hour10	320.29316	17.46532	18.339	< 2e-16	***
## hour11	369.44224	17.39361	21.240	< 2e-16	***
## hour12	471.46700	17.46208	26.999	< 2e-16	***
## hour13	544.86966	17.59534	30.967	< 2e-16	***
## hour14	588.08579	17.28805	34.017	< 2e-16	***
## hour15	359.10269	17.12896	20.965	< 2e-16	***
## hour16	316.76942	17.43155	18.172	< 2e-16	***
## hour17	415.31221	17.35007	23.937	< 2e-16	***
## hour18	474.64863	17.49335	27.133	< 2e-16	***
## hour19	531.73834	17.34822	30.651	< 2e-16	***
## hour20	502.39708	17.14281	29.307	< 2e-16	***
## hour21	386.09147	17.31233	22.302	< 2e-16	***
## hour22	151.62089	17.40704	8.710	< 2e-16	***
## hour23	-1.31372	17.34860	-0.076	0.939642	
## wdaylunes	123.62182	10.21683	12.100	< 2e-16	***
## wdaymartes	171.41338	10.50693	16.314	< 2e-16	***
## wdaymiercoles	135.21884	9.89818	13.661	< 2e-16	***
## wdayjueves	142.38521	9.94922	14.311	< 2e-16	***
## wdayviernes	138.83363	10.59595	13.103	< 2e-16	***
## wdaysabado	33.71424	10.24873	3.290	0.001012	**
## Tmax	3.21534	2.25024	1.429	0.153115	
## Tmin	16.15425	2.69170	6.001	2.13e-09	***
## Tmed	-14.94884	4.70302	-3.179	0.001491	**
## Hr.Med...	-0.65973	0.32383	-2.037	0.041685	*
## VDirENE	61.07448	14.57815	4.189	2.86e-05	***
## VDirESE	42.11131	17.80922	2.365	0.018098	*
## VDirN	9.82911	17.72207	0.555	0.579182	
## VDirNE	50.99684	15.74960	3.238	0.001214	**
## VDirNNE	105.66199	17.74107	5.956	2.81e-09	***
## VDirNNW	50.39249	17.96302	2.805	0.005051	**
## VDirNW	50.48493	16.39416	3.079	0.002088	**
## VDirS	60.59307	31.04813	1.952	0.051058	.

```

## VDirSE      41.19265   16.28769   2.529  0.011475 *
## VDirSSE     71.87536   27.03618   2.658  0.007881 **
## VDirSSW     2.61273   30.52861   0.086  0.931802
## VDirSW      93.93230   21.73204   4.322  1.58e-05 ***
## VDirW       31.13795   16.28358   1.912  0.055919 .
## VDirWNW     53.61546   16.72185   3.206  0.001355 **
## VDirWSW     48.28347   16.11910   2.995  0.002758 **
## VVelocidad  -1.15891   0.76245   -1.520  0.128595
## Prec.mm.    0.12967   0.03872   3.349  0.000819 ***
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 159.5 on 3971 degrees of freedom
##   (2 observations deleted due to missingness)
## Multiple R-squared:  0.7533, Adjusted R-squared:  0.7479
## F-statistic: 141 on 86 and 3971 DF, p-value: < 2.2e-16
##
## Punto de medida de intensidad de tráfico: 108
##
## Call:
## lm(formula = ih ~ ., data = datos)
##
## Residuals:
##    Min      1Q Median      3Q      Max
## -1141.32 -139.44  -1.91  155.35  885.69
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 101.00353  75.40244  1.340 0.180476
## day2        103.21365  33.50998  3.080 0.002084 **
## day3        134.34436  32.94401  4.078 4.63e-05 ***
## day4        117.21678  33.07980  3.543 0.000399 ***
## day5        88.15239  31.04474  2.840 0.004541 **
## day6       -15.70781  30.68102 -0.512 0.608699
## day7        122.86249  30.35397  4.048 5.27e-05 ***
## day8        73.59298  30.87759  2.383 0.017201 *
## day9        87.68746  31.09352  2.820 0.004824 **
## day10       112.59331  30.47725  3.694 0.000223 ***
## day11       121.43993  30.76317  3.948 8.03e-05 ***
## day12       55.91696  30.43864  1.837 0.066279 .
## day13       44.04120  31.15377  1.414 0.157537
## day14      -20.61249  32.65139 -0.631 0.527887
## day15       30.98925  33.74005  0.918 0.358428
## day16      -64.41154  35.75582 -1.801 0.071711 .
## day17      -166.26254 37.57657 -4.425 9.92e-06 ***
## day18       -35.04204  36.06678 -0.972 0.331315
## day19      -46.68023  36.61671 -1.275 0.202443
## day20       70.76645  35.92985  1.970 0.048957 *
## day21       79.33773  33.42391  2.374 0.017659 *
## day22       41.48870  31.16846  1.331 0.183229
## day23       46.96733  30.45089  1.542 0.123057
## day24       6.23307  30.86486  0.202 0.839968
## day25       90.83483  30.84126  2.945 0.003246 **
## day26       52.32562  30.74197  1.702 0.088817 .
## day27      112.45711  30.75103  3.657 0.000258 ***
## day28      112.02214  30.31306  3.696 0.000222 ***
## day29      106.78182  31.16919  3.426 0.000619 ***
## day30       69.44392  31.15058  2.229 0.025850 *
## day31      53.12812  35.31637  1.504 0.132571

```

```

## month2      18.72000 17.25143 1.085 0.277931
## month3      7.44745 18.16351 0.410 0.681812
## month4      5.13489 21.38764 0.240 0.810275
## month10     24.51490 29.69698 0.826 0.409136
## month11     17.79154 18.10933 0.982 0.325937
## month12     13.96425 17.12575 0.815 0.414895
## hour1       -74.26072 26.37955 -2.815 0.004900 **
## hour2      -136.92455 26.30943 -5.204 2.04e-07 ***
## hour3      -183.47759 26.47057 -6.931 4.84e-12 ***
## hour4      -177.32187 26.51758 -6.687 2.60e-11 ***
## hour5      -161.77727 26.40298 -6.127 9.81e-10 ***
## hour6      -50.57308 26.51704 -1.907 0.056568 .
## hour7      151.47834 26.56031 5.703 1.26e-08 ***
## hour8      761.51815 26.46012 28.780 < 2e-16 ***
## hour9      854.25355 26.55802 32.166 < 2e-16 ***
## hour10     864.63370 26.66381 32.427 < 2e-16 ***
## hour11     880.06143 26.55434 33.142 < 2e-16 ***
## hour12     931.99743 26.65887 34.960 < 2e-16 ***
## hour13     852.09258 26.86230 31.721 < 2e-16 ***
## hour14     757.74601 26.39318 28.710 < 2e-16 ***
## hour15     575.57827 26.15030 22.010 < 2e-16 ***
## hour16     722.59565 26.61225 27.153 < 2e-16 ***
## hour17     819.51689 26.48786 30.939 < 2e-16 ***
## hour18     975.75897 26.70661 36.536 < 2e-16 ***
## hour19     881.90582 26.48504 33.298 < 2e-16 ***
## hour20     770.63089 26.17144 29.445 < 2e-16 ***
## hour21     566.38585 26.43025 21.429 < 2e-16 ***
## hour22     270.97606 26.57484 10.197 < 2e-16 ***
## hour23     33.84100 26.48562 1.278 0.201426
## wdaylunes   292.04500 15.59775 18.724 < 2e-16 ***
## wdaymartes  327.37602 16.04063 20.409 < 2e-16 ***
## wdaymiercoles 312.66374 15.11127 20.691 < 2e-16 ***
## wdayjueves  312.31629 15.18920 20.562 < 2e-16 ***
## wdayviernes 343.66875 16.17654 21.245 < 2e-16 ***
## wdaysabado  170.66067 15.64645 10.907 < 2e-16 ***
## Tmax        0.82221 3.43537 0.239 0.810858
## Tmin        20.29983 4.10935 4.940 8.14e-07 ***
## Tmed        -22.54538 7.17997 -3.140 0.001702 **
## Hr.Med...    -0.58990 0.49437 -1.193 0.232855
## VDirENE    65.09081 22.25605 2.925 0.003468 **
## VDirESE    34.89664 27.18884 1.283 0.199395
## VDirN      11.26657 27.05579 0.416 0.677125
## VDirNE     28.49738 24.04447 1.185 0.236011
## VDirNNE    121.46843 27.08479 4.485 7.51e-06 ***
## VDirNNW    69.76593 27.42364 2.544 0.010996 *
## VDirNW     59.75661 25.02850 2.388 0.017008 *
## VDirS      -5.61237 47.40031 -0.118 0.905754
## VDirSE     60.17229 24.86597 2.420 0.015571 *
## VDirSSE    59.47605 41.27537 1.441 0.149676
## VDirSSW    -41.15740 46.60717 -0.883 0.377252
## VDirSW     131.26034 33.17770 3.956 7.75e-05 ***
## VDirW      51.82251 24.85969 2.085 0.037169 *
## VDirWNW    55.58347 25.52878 2.177 0.029518 *
## VDirWSW    92.12847 24.60858 3.744 0.000184 ***
## VVelocidad -0.60274 1.16401 -0.518 0.604618
## Prec.mm.    -0.11593 0.05912 -1.961 0.049944 *
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 243.4 on 3971 degrees of freedom

```

```

##  (2 observations deleted due to missingness)
## Multiple R-squared:  0.7811, Adjusted R-squared:  0.7764
## F-statistic: 164.8 on 86 and 3971 DF,  p-value: < 2.2e-16

npm<-length(levels(datos_traf$idpm))
pm<-1
res<-as.numeric(c(levels(datos_traf$idpm)[pm],model2_pm(datos_traf,pm)$adj.r.squared))
for(pm           in          1:npm)             {resp<-
as.numeric(c(levels(datos_traf$idpm)[pm],model2_pm(datos_traf,pm)$adj.r.squared))
res<-rbind(res,resp)}

res<-res[-1]
colnames(res)<-c("idpm","R_cuadrado_ajustado")
head(res)
##      idpm R_cuadrado_ajustado
## resp 101 0.7525924
## resp 103 0.7818650
## resp 105 0.7933585
## resp 106 0.7479329
## resp 108 0.7763569
## resp 109 0.7867033

summary(res[,2])
##   Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max.
## 0.04005 0.70680 0.76120 0.73130 0.79230 0.99780

plot(res)
res.df<-as.data.frame(res)
#Puntos con peores ajustes
jpa<-res.df`R cuadrado ajustado` < 0.6
pm_pa<-res[jpa,]

# REPRESENTACIÓN DE LA BONDAD DE AJUSTE

load("datostrafico2.RData")
coords_tr<-unique(datostrafico2[c(1,2,6)])

media_punto_medida_tr <- datostrafico2 %>%
  group_by(idpm) %>%
  summarise(intensidad_media=mean(ih))

res.df2<-res.df
res.df2$idpm<-as.factor(res.df2$idpm)

media_pm_cc_tr<-left_join(media_punto_medida_tr, coords_tr, by = "idpm")
str(media_pm_cc_tr)
media_pm_cc_tr<-left_join(media_pm_cc_tr, res.df2, by = "idpm")
media_pm_cc_tr<-as.data.frame(media_pm_cc_tr)
media_pm_cc_tr$X<-as.numeric(as.character(media_pm_cc_tr$X))
media_pm_cc_tr$Y<-as.numeric(as.character(media_pm_cc_tr$Y))
coordinates(media_pm_cc_tr) = ~X+Y
bubble(media_pm_cc_tr , "R_cuadrado_ajustado",
       col=c("#d01c8b", "#4dac26"),fill=FALSE, main = "R_cuadrado_ajustado")

```

## Análisis espacio-temporal

### SCRIPT 4

```
# CARGA DE LAS LIBRERÍAS NECESARIAS
library(gstat)
library(sp)
library(spacetime)
library(raster)
library(rgdal)
library(rgeos)
library(lubridate)
library(dplyr)

#CARGA DE LOS DATOS

load("datosBicicletas.RData")
dim(datosbici)

# [1] 216527      14      # 216527 observaciones de 14 variables

#FECHA PARA REALIZAR LAS PREDICCIONES
fecha<-as.POSIXlt("2017-05-01")

#CÁLCULO DE LA MEDIA POR HORA EN CADA PUNTO DE MEDIDA
media_h_pm <- datosbici %>%
  group_by(vlc.punto_medida,hour) %>%
  summarise(X=min(as.numeric(as.character(cart.xcoord))),
            Y=min(as.numeric(as.character(cart.ycoord))),
            intensidad_media=mean(vlc.intensidad ))
summary(media_h_pm)
# VEMOS UN RESUMEN DE LOS DATOS
#####
# vlc.punto_medida    hour          X                  Y      intensidad_media
#  230   : 24      0   : 59  Min.  :4369741  Min.  :723173  Min.  : 3.917
#  333   : 24      1   : 59  1st Qu.:4371146  1st Qu.:724845  1st Qu.: 8.639
#  432   : 24      2   : 59  Median :4372146  Median :726458  Median :20.256
#  433   : 24      3   : 59  Mean   :4372087  Mean   :726277  Mean   :29.525
#  536   : 24      4   : 59  3rd Qu.:4373057  3rd Qu.:727302  3rd Qu.:43.202
#  538   : 24      5   : 59  Max.  :4374128  Max.  :729212  Max.  :119.355
#####

media_h_pm$hora<-as.numeric(as.character(media_h_pm$hour))
media_h_pm$fecha<-as.POSIXlt(fecha+hours(media_h_pm$hora))
media_h_pm$LAT<- media_h_pm$Y
media_h_pm$LON<- media_h_pm$X
dm<-dim(media_h_pm)[1]

for (i in 1:dm){
```

```

media_h_pm$LAT[i] <- media_h_pm$LAT[i]+runif(1,-0.1,0.1)
media_h_pm$LON[i] <- media_h_pm$LON[i]+runif(1,-0.1,0.1) }
sum(is.na(media_h_pm))
sub.df<-data.frame(media_h_pm)

#CREACIÓN DEL SpatialPointsDataFrame

coordinates(sub.df)=~LON+LAT
projection(sub.df)=CRS("+init=epsg:32630")

#TRANSFORMACIÓN A PROYECCIÓN MERCATOR

media_sel.UTM <- spTransform(sub.df,CRS("+init=epsg:32630"))
media_sel.SP <- SpatialPoints(media_sel.UTM@coords,CRS("+init=epsg:32630"))

# LA COMPROBACIÓN DE QUE NO HAYA VALORES DUPLICADOS SERÍA:

# dupl <- zerodist(media_sel.SP)
# media_sel.DF <- data.frame(ih=media_sel.UTM/intensidad_media[-dupl[,2]])

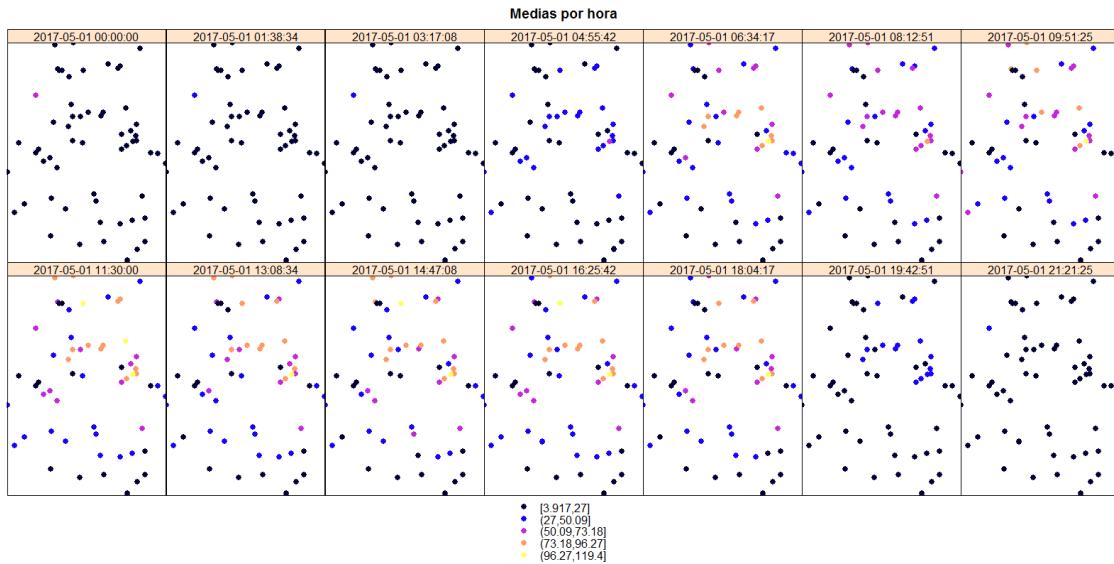
media_sel.DF <- data.frame(INTENSIDAD=media_sel.UTM/intensidad_media)
media_sel.TM <- as.POSIXct(media_sel.UTM$fecha,tz="CET")

# CONSTRUCCIÓN DEL OBJETO ESPACIO TEMPORAL

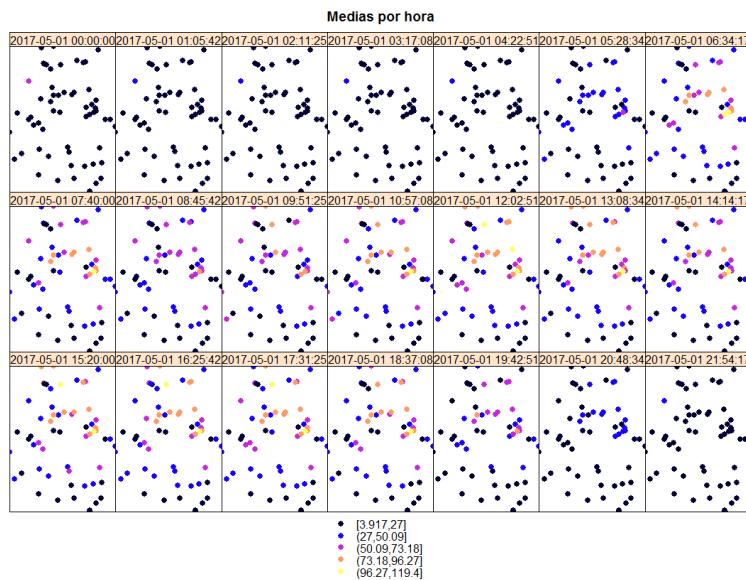
timeDF <- STIDF(media_sel.SP,media_sel.TM,data=media_sel.DF)
stplot(timeDF,number=14,main="Medias por hora")

# DIBUJA LAS INTENSIDADES MEDIAS DE LA MUESTRA COMPLETA

```



```
stplot(timeDF,number=21,main="Medias por hora")
```



```

str(timeDF)
#####
# Formal class 'STIDF' [package "spacetime"] with 4 slots
# ..@ data  :`data.frame`                                         1416
obs. of 1 variable:
#   ...$ INTENSIDAD: num [1:1416] 18.65 6.93 6.85 15.88 9.37 ...
# ..@ sp    :Formal class 'SpatialPoints' [package "sp"] with 3 slots
# ... .@ coords   : num [1:1416, 1:2] 4372348 4371278 4371009 4370881 4370571 ...
# ... .- attr(*, "dimnames")=List of 2
# ... . . . $ : chr [1:1416] "1" "25" "49" "73" ...
# ... . . . $ : chr [1:2] "LON" "LAT"
# ... .@ bbox     : num [1:2, 1:2] 4369190 723172 4373572 729211
# ... . . - attr(*, "dimnames")=List of 2
# ... . . . $ : chr [1:2] "LON" "LAT"
# ... . . . $ : chr [1:2] "min" "max"
# ... .@ proj4string:Formal class 'CRS' [package "sp"] with 1 slot
# ... . . . .@ projargs: chr "+init=epsg:32630 +proj=utm +zone=30 +datum=WGS84 +units=m
+no_defs +ellps=WGS84 +towgs84=0,0,0"
# ..@ time   :An 'xts' object on 2017-05-01/2017-05-01 23:00:00 containing:
#   Data: int [1:1416, 1] 1 25 49 73 97 121 145 169 193 217 ...
# - attr(*, "dimnames")=List of 2
# ..$ : NULL
# ..$ : chr "timeIndex"
# Indexed by objects of class: [POSIXct,POSIXt] TZ: CET
# xts Attributes:
#   NULL
# ..@ endTime: POSIXct[1:1416], format: "2017-05-01 00:00:00" "2017-05-01 00:00:00" "2017-
05-01 00:00:00" "2017-05-01 00:00:00" ...

# CALCULAMOS EL VARIOGRAMA ESPACIO TEMPORAL EMPÍRICO
var <- variogramST(INTENSIDAD~1,data=timeDF,tunit="hours",assumeRegular=F,na.omit=T)

# Y LO DIBUJAMOS
plot(var,map=F)
plot(var,map=T)
plot(var,wireframe=T)

```

```

# REFERENCIAS ESPECÍFICAS PARA EL AJUSTE ESPACIO TEMPORAL:

# https://www.rdocumentation.org/packages/gstat/versions/1.1-3/topics/vgmST
# https://www.rdocumentation.org/packages/gstat/versions/1.1-3/topics/fit.StVariogram
# http://r-spatial.org/r/2016/02/14/gstat-variogram-fitting.html

# DEFINICIÓN DE LOS LÍMITES INFERIORES Y SUPERIORES DE LOS PARÁMETROS
pars2.l <- c(sill.s = 0, range.s = 500, nugget.s = 50,sill.t = 0, range.t = 1, nugget.t = 0,sill.st = 0, range.st = 10, nugget.st = 0, anis = 0)
pars2.u <- c(sill.s = 500, range.s = 1000, nugget.s = 100,sill.t = 200, range.t = 60, nugget.t = 100,sill.st = 200, range.st = 1000, nugget.st = 100,anis = 700)
sumMetric2_Vgm      <-      fit.StVariogram(var,      sumMetric,      method="L-BFGS-B",lower=pars2.l,upper=pars2.u,tunit="hours")

plot(var,sumMetric2_Vgm,map=F)

tm.grid   <-  seq(as.POSIXct('2017-05-01    00:00    CET'),as.POSIXct('2017-05-01    23:00 CET'),length.out=12)
setwd("~/TRA_ESPIRAS_P (1)")

# EMPLEAMOS UNA MUESTRA ALEATORIA DE 500 PUNTOS SACADOS DE LAS PUNTOS DE MEDIDA DE TRÁFICO
puntos <- shapefile("TRA_ESPIRAS_P.shp")
sp.grid.UTM <- spsample(puntos,n=500,type="random")
plot(sp.grid.UTM)
setwd("~/datos_MMAR")
grid.ST <- STF(sp.grid.UTM,tm.grid)
proj4string(grid.ST) <- proj4string(timeDF)
# OBTENEMOS LA PREDICCIÓN
pred <- krigeST(INTENSIDAD~1, data=timeDF, modelList=sumMetric2_Vgm, newdata=grid.ST)
stplot(pred)

```