Trabajo Final de Carrera de Ingeniería en Geodesia y Cartografía

Escuela Técnica Superior de Ingeniería Geodésica, Cartográfica y Topográfica

Universidad Politécnica de Valencia

Desarrollo de un módulo de análisis cuantitativo de la fragmentación del paisaje y aplicación a la ciudad de Valencia

Autora: Marta Sapena Moll

Tutor: Luis Ángel Ruiz Fernández

Fecha: 15 de Septiembre 2014

Trabajo Final de Carrera de Ingeniería en Geodesia y Cartografía

Escuela Técnica Superior de Ingeniería Geodésica, Cartográfica y Topográfica

Universidad Politécnica de Valencia

Desarrollo de un módulo de análisis cuantitativo de la fragmentación del paisaje y aplicación a la ciudad de Valencia

Autora: Marta Sapena Moll

Tutor: Luis Ángel Ruiz Fernández

Fecha: 15 de Septiembre 2014

* La imagen utilizada en la portada del presente proyecto es un recorte del primer plano conocido de la ciudad de Valencia llamado Nobilis ac Regia Civitas Valentie in Hispania (1608), realizado por el italiano Antonio Manceli (la imagen ha sido retocada).

AGRADECIMIENTOS

Me gustaría mostrar, en las siguientes líneas, mi más sincera gratitud a todas las personas que han formado parte de este periodo de mis últimos años de estudios.

En primer lugar, quiero agradecer a mi tutor del proyecto Luis Ángel Ruiz, por su ayuda, orientación y disponibilidad durante todos estos meses, que ha sido de vital importancia para llevar a cabo este trabajo, además de todos los conocimientos adquiridos bajo su tutela. También quiero dar gracias al Grupo de Investigación de Cartografía GeoAmbiental y Teledetección de la Escuela, por facilitarme los datos necesarios y ofrecerme sus instalaciones. Igualmente, me gustaría agradecer a mis compañeros de clase los momentos vividos dentro y fuera de las aulas, que han hecho que esta etapa que hemos compartido sea aún más especial.

A mi familia y amigas, por su paciencia y apoyo durante todos estos años de carrera, y sin los que probablemente no habría sido capaz de llegar hasta aquí. Por último, a Pau, quien ha mostrado su apoyo incondicional y confianza ciega en mí, sabiendo en todo momento qué decir, muchísimas gracias.

RESUMEN

En este trabajo se estudia el concepto de fragmentación del paisaje y su análisis a través de técnicas de teledetección. El procedimiento se lleva a cabo en dos partes, en primer lugar, la creación de una herramienta *ArctoolBox* llamada *IndiFrag* que calcula los índices y variables que describen de forma cuantitativa el nivel de fragmentación y la distribución espacial de usos del suelo que tienen lugar en un territorio, a partir de datos en formato vectorial. La herramienta calcula un total de 57 índices divididos en cinco grupos en función de las propiedades que mide: área y perímetro, forma, agregación, diversidad y contraste. En segundo lugar, la herramienta se aplica a un caso práctico en la ciudad de Valencia, donde se realiza el estudio de la fragmentación del ámbito urbano mediante el dato de una clasificación multinivel basada en objetos y los límites administrativos de los barrios, obteniendo así los resultados de la fragmentación urbana de los barrios de Valencia. Posteriormente, se realiza el análisis estadístico de los resultados incorporando modelos digitales de superficie obtenidos a partir de datos LiDAR, con el objetivo de estimar el dato de población a nivel de barrio, generando varios modelos de estimación de la población en entornos urbanos de similares características, logrando resultados con coeficientes R^2=75%, según el método aplicado.

ABSTRACT

In this project, the concept of land fragmentation is studied and analysed by means of remote sensing techniques. The methodology is divided in two parts, in the first place, an *ArctoolBox* tool called *IndiFrag* is created, and the indexes and variables that are able to measure the land cover fragmentation level in a landscape are assessed using input data in vector format. The tool calculates 57 indexes, divided in five groups attending to the properties measured; area and perimeter, shape, aggregation, diversity, and contrast. In the second place, the tool and methods are applied to the city of Valencia, and the urban land fragmentation from a multilevel object-based classification and neighbourhood boundaries is studied. The urban land fragmentation indices of the Valencia neighbourhoods are obtained. Afterwards, a statistical analysis of the results is accomplished adding digital surface models from LiDAR data, with the aim to estimate the population at neighbourhood level. Different population prediction models in urban areas with similar characteristics are created, reaching results with a coefficient R^2=75%, depending on the method applied.

ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN 1

1.1. ANTECEDENTES 4

1.2. OBJETIVOS 7

2. DATOS 8

2.1. ZONA DE ESTUDIO 8

2.2. DATOS DE PARTIDA 11

3. ÍNDICES DE FRAGMENTACIÓN DEL PAISAJE 13

3.1. NIVELES DE MEDIDAS 14

3.1.1. Nivel de Objeto 14
3.1.2. Nivel de Clase 14
3.1.3. Nivel de Súper-Objeto 15

3.2. METODOLOGÍA 16

3.2.1. Área y Perímetro 16
3.2.2. Forma 21
3.2.3. Agregación 23
3.2.4. Diversidad 29
3.2.5. Contraste 32

3.3. HERRAMIENTA *INDIFRAG* 34

3.3.1. Datos de entrada 34
3.3.2. Preprocesado de los datos 36
3.3.3. Ejecutando *IndiFrag* 37
3.3.4. Validación de *IndiFrag* 42
3.3.5. Ventajas e Inconvenientes 50

3.4. RESULTADOS 52

4. APLICACIÓN DE LOS ÍNDICES DE FRAGMENTACIÓN A LA ESTIMACIÓN DE LA POBLACIÓN POR UNIDADES ADMINISTRATIVAS EN LA CIUDAD DE VALENCIA 71

4.1. ANTECEDENTES 72

4.2. MODELO ESTADÍSTICO 73

4.3. DATOS DE ENTRADA Y PREPROCESADO 74

4.4. METODOLOGÍA 76

4.4.1. Análisis del dato de población 76
4.4.2. Clasificación de los barrios 77
4.4.3. Correlación entre las variables 83
4.4.4. Modelos de estimación de la población 84
4.4.5. Resumen de los análisis 85
4.4.6. Validación del modelo de estimación 88

4.5. RESULTADOS 90

5. CONCLUSIONES 94

6. ANEXOS 97

ANEXO 1: MAPA DE DISTRIBUCIÓN DE LOS DISTRITOS DE VALENCIA 98
ANEXO 2: MAPA DE DISTRIBUCIÓN DE LOS BARRIOS DE VALENCIA 100
ANEXO 3: MAPAS DE FRAGMENTACIÓN DEL PAISAJE 102
- ÍNDICE DE FRAGMENTACIÓN URBANA PONDERADO 103
- DENSIDAD URBANA 104
- TAMAÑO MEDIO DEL OBJETO 105
- DIMENSIÓN FRACTAL 106
- TAMAÑO EFECTIVO DE MALLA 107
- GRADO DE COHERENCIA 108
- ÍNDICE DE SEPARACIÓN 109
- DIVERSIDAD DE SHANNON 110
- ÍNDICE DE FRAGMENTACIÓN FUNCIONAL RELATIVA 111
- DENSIDAD-DIVERSIDAD 112
- RATIO CONTRASTE DE BORDES 113

ANEXO 4: MAPAS DE DENSIDAD DE POBLACIÓN 114
ANEXO 5: TABLA ÍNDICES DE FRAGMENTACIÓN 116
7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS 122

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Victor Gruen. The Heart of our cities, 1964:"The masked builder strikes again" 1
Figura 2: Área Metropolitana de Valencia, con la situación de la ciudad de Valencia. Fuente*: Oficina d'Estadística, Ajuntament de València* 8
Figura 3: Límites de los distritos y barrios de Valencia. Fuente: *Oficina d'Estadística, Ajuntament de València* 9
Figura 4: Proyecto General Del Ensanche De La Ciudad De Valencia (Monleón et al., 1858) 10
Figura 5: Ejemplo de objetos con el identificador 14
Figura 6: Ejemplo de objetos clasificados 15
Figura 7: Ejemplo de súper-objeto que engloba a los objetos y las clases 15
Figura 8: Croquis del grupo Área y Perímetro 16
Figura 9: Croquis del grupo Forma 21
Figura 10: Croquis del grupo Agregación 23
Figura 11: Croquis del grupo Diversidad 29
Figura 12: Croquis del grupo Contraste 32
Figura 13: Estructura de *IndiFrag* 34
Figura 14: Ejemplo de capa con los objetos y sus campos mínimos 35
Figura 15: Ejemplo de capa con los súper-objetos y sus campos mínimos 35
Figura 16: Ejemplo de un mismo objeto en dos súper-objetos 36
Figura 17: Ejemplo polígono residual con área = 0,000001 m^2 36
Figura 18: Ejemplo de solape entre polígonos 37
Figura 19: Ejecutar *IndiFrag* desde *ArcCatalog* 38
Figura 20: Ejecutar desde ArcToolbox 38
Figura 21: Ejemplo de la opción de índices por grupos. Ventana "Área y Perímetro" 39
Figura 22: Ejemplo de la opción de todos los índices. Ventana "Calcular todo" 40
Figura 23: Zona seleccionada para la validación de la herramienta 42
Figura 24: Datos vectoriales (izqda.), conversión a *raster* (ctro.) y *Dissolve* de los datos vectoriales (dcha.) 43
Figura 25: Detalle errores de área y perímetro, dato vectorial (izqda.), raster (ctro.) y vectorial definitivo (dcha.) 44
Figura 26: Muestra de evaluación a nivel de objeto 45
Figura 27: Resultados en la tabla atributos (izqda.) y en el fichero de texto (dcha.) 53
Figura 28: Resultado IFU Nazaret = 2663 (izqda.) e IFU Tauladella = 0,05 (dcha.) 54
Figura 29: Resultado DU Nazaret = 0,77 (izqda.) y DU El Palmar = 0,002 (dcha.) 55
Figura 30: Clasificación Benifaraig (izqda.) y resultado LPF Benifaraig (dcha.) 56
Figura 31: Clasificación Trinitat (izqda.) y resultado TM Trinitat (dcha.) 56

Figura 32: Arriba barrios con TM menor, abajo barrios con TM muy elevado..... 57
Figura 33: Resultado El Pilar DB = 0,136 (izqda.) y DB Faitanar = 0,006 (dcha.) . 58
Figura 34: Dimensión de borde de los 7 usos de suelo. Relación entre el logaritmo del área y perímetro. 1=Agrícola, 2= Vivienda, 3=Solar, 4=Parque, 5=Industrial, 6=Dotaciones y 7=Bosque..... 59
Figura 35: Clasificación de La Seu y Ciutat de les Arts (izqda.) y su resultado RMPA (dcha.) 60
Figura 36: Resultado IF Objeto de Tres Forques 61
Figura 37: Clasificación (izqda.) y Resultado IF Clase Tres Forques (dcha.) 61
Figura 38: Resultado DF Objeto de La Carrasca..... 62
Figura 39: Clasificación (izqda.) y resultado DEP del barrio de Trinitat (dcha.) 63
Figura 40: Clasificación (izqda.) y resultado de la DEMvp del barrio l'Hort del Senabre (dcha.)..... 64
Figura 41: Clasificación (izqda.) y resultado del GC del barrio la Font Santa (dcha.) 65
Figura 42: Dimensión del radio de los 7 usos de suelo. Relación entre el logaritmo del área y el radio. 1=Agrícola, 2=Vivienda, 3=Solar, 4=Parque, 5=Industrial, 6=Dotaciones y 7=Bosque..... 66
Figura 43: Clasificación (izqda.) y resultado de DD Clase en En Corts (dcha.) 68
Figura 44: Ejemplo de clasificación de un grupo de objetos (izqda.) y resultado RCB (dcha.) 69
Figura 45: Clasificación (izqda.) y resultado PCB de clase del barrio Albors (dcha.) 70
Figura 46: Volumen de los objetos m^3 (base x altura media). Modelo creado con ArcScene 75
Figura 47: Histograma de la frecuencia de la población (realizado con el programa *Statistica*)..... 76
Figura 48: Resultado de la clasificación no supervisada de los barrios por el método k-medias..... 78
Figura 49: Distritos de Valencia en la actualidad (izqda.) y ensanche de Valencia en el siglo XX (dcha.) 81
Figura 50: Mapa Topográfico Nacional. Hoja 722 (Instituto Geográfico Nacional 1944) 82
Figura 51: Resultado final del conglomerado de Casco antiguo y Ensanche 82
Figura 52: Gráficos de dispersión del dato observado de población frente al calculado con la variable del volumen (izqda.) y sin el volumen (dcha.), realizados con *Statistica*..... 87
Figura 53: Errores en la clasificación del barrio de Sant Francesc, señalados con un círculo rojo..... 91
Figura 54: Error de clasificación en el barrio de Camí Real, señalado con círculo rojo 91

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Valores de *Oi* en función de la clasificación 17
Tabla 2: Área y perímetro obtenido con *FRAGSTATS* (izqda.) y con *IndiFrag* (dcha.) 44
Tabla 3: Área y perímetro recalculado con *FRAGSTATS* (izqda.) y con *IndiFrag* (dcha.) 44
Tabla 4: Comparación de la muestra de los resultados a nivel de objeto *FRAGSTATS* (izqda.) e *IndiFrag* (dcha.) 45
Tabla 5: Residuos medios de *IndiFrag* respecto a *FRAGSTATS,* de los índices a nivel objeto 46
Tabla 6: Resultados de los índices a nivel de clase con *FRAGSTATS* 46
Tabla 7: Resultados de los índices a nivel de clase con *IndiFrag* 47
Tabla 8: Residuos medios de *IndiFrag* respecto a *FRAGSTATS,* de los índices a nivel de clase 47
Tabla 9: Resultados de los índices a nivel de súper-objeto con *FRAGSTATS* 48
Tabla 10: Resultados de los índices a nivel de súper-objeto con *IndiFrag* 48
Tabla 11: Residuos de *IndiFrag* respecto a *FRAGSTATS* de los índices a nivel de súper-objeto 48
Tabla 12: Ejemplo del tiempo de cómputo empleado con las dos herramientas ... 51
Tabla 13: Usos del suelo definitivos en la clasificación por parcelas 52
Tabla 14: Resultados de TM de los barrios con menor y mayor valor 57
Tabla 15: Resultados de la Dimensión de Borde por clases 60
Tabla 16: Valores de DF de los tres barrios con menor y mayor valor en la clase vivienda 62
Tabla 17: Resultado del análisis de conglomerados por el método de k-medias ... 78
Tabla 18: Centroides del análisis de conglomerados por el método de k-medias . 79
Tabla 19: Resultados de la asignación de conglomerado por barrio 80
Tabla 20: Coeficientes de correlación de las 6 variables seleccionadas para todos los barrios 83
Tabla 21: Coeficientes de correlación de las 8 variables seleccionadas para el Casco Antiguo 84
Tabla 22: Coeficientes de correlación de las 6 variables seleccionadas para la Periferia 84
Tabla 23: Resumen de los modelos de estimación creados con *STATGRAPHICS* para predecir la población 86
Tabla 24: Resultados obtenidos en la validación del modelo con el dato del volumen 88
Tabla 25: Resultado final del proceso de validación, coeficientes y errores medios de los modelos 89
Tabla 26: Datos de los tipos de ocupación en las viviendas de Valencia. Fuente: ARGOS 93
Tabla 27: Índices de Fragmentación ordenados cronológicamente 116

1. INTRODUCCIÓN

En líneas generales, la fragmentación representa el proceso por el cual los usos del suelo del terreno están demasiado segregados espacialmente como para poder lograr ciertas funciones óptimas (Wei y Zhang, 2012). Este fenómeno de la fragmentación, puede afectar tanto al medio ambiente, al paisaje, así como a la calidad de vida urbana.

La expansión urbana, la rápida industrialización y el aumento de la actividad humana están documentados como los principales factores desencadenantes de la fragmentación, tanto de las tierras de cultivo como de los bosques, del hábitat y más generalmente, del paisaje (Wei y Zhang, 2012), lo que demuestra que las actividades socio-económicas subyacen al fenómeno de fragmentación y, como consecuencia, pueden incidir en el deterioro de ciertos ecosistemas.

Los grandes rodales o parcelas de hábitat son importantes para mantener viable la población de especies, como consecuencia del crecimiento de la fragmentación del paisaje, estos rodales se están dividiendo, reduciéndose en tamaño y cada vez más aislados unos de otros. Esto genera que la fragmentación del paisaje sea una de las mayores causas del rápido descenso en la población de la fauna y también de la flora, como explican Moser et al. (2007). La fragmentación resulta de la conversión de estos rodales en áreas urbanas, de su desarrollo y de las infraestructuras como carreteras y vías (Figura 1). Como consecuencia, se reduce la conectividad obstruyendo el movimiento a través del paisaje, además de aumentar la contaminación y las emisiones acústicas, afectar al clima, al paisaje y al valor recreacional del territorio.

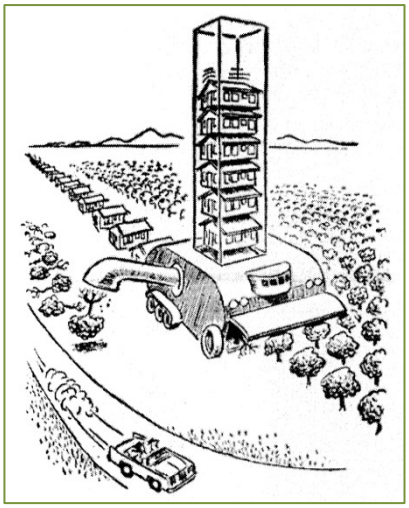


Figura 1: Victor Gruen. The Heart of our cities, 1964:"The masked builder strikes again"

Por otro lado, el concepto de expansión urbana lo define la Comisión Europea (2012) como el desarrollo urbano que tiende a incrementarse en las áreas suburbanas y rurales, sucediendo mayormente en las afueras de sus respectivos centros urbanos. Además, se caracteriza por la baja densidad de mezcla de los usos del suelo y a menudo viene acompañada de la falta de reurbanización o reutilización del terreno en los propios centros urbanos. Sin embargo, el desarrollo urbano fuera de los límites de una ciudad normalmente causa menor impacto ambiental.

El análisis de la fragmentación, por tanto, proporciona indicadores de los factores económicos, factores sociales, expansión urbana y factores agrarios, entre otros. En numerosas ocasiones se ha estudiado desde diferentes perspectivas si la

forma urbana afecta a la sostenibilidad de una ciudad, y se ha llegado a la conclusión de que si existe esta correlación (Wei y Zhang, 2012).

Hay que tener en cuenta cómo gracias a la tecnología satelital, mediante teledetección puede ser revelada una información muy detallada sobre la morfología urbana. Considerando que las ciudades son sistemas socio-económicos, el análisis urbano trata tanto sobre los patrones de actividad humana (sean estos el trayecto al trabajo, ocio, comportamiento de compras, etc.), como sobre el medio construido, siendo el medio construido el resultado de la concatenación del proceso urbano pasado y actual, el cual revela una de las facetas del funcionamiento del sistema urbano (Longley y Mesev, 2000).

Centrando el estudio en las áreas urbanas, como por ejemplo el realizado por Salinas (2009), la fragmentación está siendo utilizada para caracterizar las transformaciones más evidentes de las áreas urbanas contemporáneas y su evolución en el tiempo. Para definir la fragmentación urbana, hay que precisar que se refiere a un concepto utilizado en varias disciplinas, no sólo en geografía y urbanismo, sino también otras como ciencias económicas, sociales y ambientales, existiendo así una interpretación más amplia de su significado. La necesidad del estudio nace de la posibilidad de conocer e identificar las características y patrones de las nuevas formas de crecimiento urbano y los impactos que tienen sobre el territorio, lo que va a resultar de gran utilidad para la planificación futura del hábitat, ya que pueden proporcionar las claves para un desarrollo territorial más equilibrado.

La importancia del análisis de la fragmentación urbana es debida a su capacidad de describir una de las formas de crecimiento características de las áreas urbanas contemporáneas, caracterizadas por aquellas que se extienden más allá de los núcleos tradicionales y por sobrepasar los límites administrativos, tratando así de concebir nuevas visiones y herramientas para su administración.

Particularmente en el estudio de los elementos urbanos, se puede dividir en dos escalas el término de fragmentación, como explica Salinas (2009). En primer lugar, existe una escala urbana**,** donde se plantean los problemas de discontinuidad de estructura interna del tejido urbano, también llamado fractura urbana, que explica mejor la pérdida de funcionalidad en aquellos sectores que debido a elementos urbanos o naturales (como son líneas férreas, autopistas, relieve, etc.) muestran una ausencia de interrelación y continuidad con el todo urbano, aun siendo contiguos. En segundo lugar, una escala mayor, donde se caracteriza la discontinuidad de la forma urbana, es decir, la dispersión de los fragmentos sobre el terreno. En este caso, el termino fragmentación describe las características de discontinuidad morfológica y deslocalización de los crecimientos recientes, no sólo indicando la ausencia de continuidad, sino también de contigüidad, refiriéndose a la cercanía al origen.

La progresiva transformación de las formas y patrones de los asentamientos muestran la necesidad de renovar los mecanismos de gestión y administración del territorio. Según Font et al. (2007) surge la necesidad de crear un "proyecto territorial" como forma de ordenación renovada, el cual examine los problemas y la dinámica de los actuales procesos de transformación, generando perfiles más complejos y diversos.

Según una compilación realizada por Salinas (2009), algunos de los efectos de la fragmentación en diferentes áreas son los siguientes:

En relación con la movilidad, la fragmentación y dispersión de las zonas urbanas implica un aumento del área de desplazamiento. Teniendo en cuenta el mercado monofuncional característico de algunas zonas, se hace necesario el desplazamiento a áreas con equipamiento básico, además, las características de localización dificultan un sistema de transporte eficiente que potencia el uso del automóvil en un área fragmentada.

En cuanto a los diferentes usos, los fragmentos urbanos presentan una marcada tendencia monofuncional, lo que implica consecuencias negativas, como la pérdida de calidad de vida urbana, se puede evitar introduciendo una mayor diversidad de usos compatibles, generando así sinergias más funcionales.

Respecto a la centralidad, actualmente se aprecia que los principales servicios se encuentran concentrados en los núcleos, lo que indica una tendencia de concentración de la centralidad. Una ciudad fragmentada necesita tanto un equipamiento concentrado como difuso, de jerarquía variable, que pueda extender la condición de ciudad a todo el territorio.

Por último, uno de los efectos considerado más grave es el relacionado con el medio ambiente, debido al crecimiento de la fragmentación, han surgido procesos de degradación en el medio ambiente, el consumo del suelo indiscriminadamente genera una pérdida de los espacios naturales y de cultivo. Además, aumenta la contaminación de las aguas, la polución atmosférica, lumínica y sonora, con el crecimiento disperso.

Tras este análisis, cabe decir que el estudio de la fragmentación abre una puerta a la oportunidad de planificar los territorios con mayor compromiso ambiental, evitando las barreras que puede crear una urbanización continua, y aprovechando la dimensión eco-paisajística de estos territorios.

1.1. ANTECEDENTES

Hasta el momento, múltiples son las veces que se ha estudiado el fenómeno de fragmentación del paisaje. Diversos autores han propuesto metodologías para su cuantificación, haciendo posible su posterior análisis.

En este apartado, se va a realizar una revisión en orden cronológico de la bibliografía referente a este fenómeno, tratando así de tener una visión global del término de fragmentación.

La necesidad del estudio de la fragmentación del paisaje surge debido al impacto humano sobre el medio ambiente, ya que se considera una de las principales razones de la extinción de especies en países industrializados. Jaeger (2000) propone varios métodos para cuantificar la fragmentación. En primer lugar, el Grado de Coherencia, que es la probabilidad de que dos animales situados en distintas áreas de una región puedan encontrarse entre ellas. El Grado de División del territorio se define como la probabilidad de que dos puntos aleatorios escogidos en el paisaje no estén situados en la misma área. Por otro lado, el Índice de Separación es el número de rodales u objetos que se obtienen cuando se divide la región en partes de igual tamaño. Paralelamente, el Tamaño Efectivo de Malla indica el tamaño de las áreas cuando la región se divide en tantas áreas iguales como indica el índice de separación. La Densidad de Separación es el número de "mallas" por unidad de área. Por último, se define el Producto Neto como el producto del tamaño efectivo de malla por el área total de la región.

Otros autores como Herold et al. (2002) llevan a cabo el estudio de la métrica del paisaje, con el objetivo de describir la estructura de los usos urbanos y los cambios en la cobertura que resultan de un crecimiento urbano. Las mediciones realizadas fueron: el Índice *Contagion*, que describe la fragmentación del paisaje mediante probabilidades aleatorias y condicionales de que un objeto de una clase sea adyacente a otro, la Dimensión Fractal la cual describe la complejidad y la fragmentación de un objeto, la Dimensión Fractal Ponderada del Área Media del Rodal, es el promedio de la dimensión fractal de todos los rodales, ponderándola en función de su tamaño. Además, la Densidad del Rodal y la Densidad de Borde aportan información sobre la densidad y tamaño de los objetos y su conjunto espacial en la clase a la que pertenecen.

Con el objetivo de investigar la dinámica y distribución espacial de la fragmentación de los usos del suelo en una región de rápida urbanización, Irwin y Bockstael (2007) identifican un conjunto de métricas de patrones que capturan diferentes dimensiones de la fragmentación, como son la Densidad de Rodal, el Tamaño Medio del Rodal, el Ratio Medio del Perímetro-Área, el Ratio de Contraste de Bordes, la Proporción de Contraste de Bordes y la Dispersión Media.

En la investigación de Frenkel y Ashkenazi (2008) se demuestra que el

estudio de la expansión urbana es un fenómeno que es mejor cuantificarlo con diversas medidas, es por ello que proponen una combinación de medidas e índices derivados de varias disciplinas como, investigaciones urbanas, ecológicas y de geometrías fractales. Algunos de los índices que proponen son, el Índice de Forma que indica irregularidades en la forma de un área urbana, la Dimensión Fractal estudiada en múltiples ocasiones para calcular el grado de complejidad de un objeto urbano, los Índices *Leapfrog* Bruto y Neto que indican las construcciones aisladas en una clase y por otro lado, el Tamaño Medio del Rodal que ya fue estudiado por otros autores.

Los objetivos del estudio de Escolano (2009) son: caracterizar y clasificar las distribuciones espaciales de los distintos usos de suelo, identificar patrones espaciales de los usos, modelar su intensidad e interpretar los cambios. Para ello, define la magnitud de Densidad-Diversidad, entendida como la complejidad contenida en la composición de usos, posteriormente normalizada, para poder así comparar cantidades absolutas y la Separación de Usos o Fragmentación, que se mide comparando la composición de cada zona en función de la estructura media del paisaje.

El análisis de la fragmentación según Romano et al. (2010), mide el grado de desglose en más partes que la estructura urbana. El índice utilizado en este caso para medir la Entropía es la Uniformidad de Shannon, este índice es un indicador descriptivo que mide la variabilidad de la heterogeneidad, dispersión y concentración de los objetos.

La Agencia de Medio Ambiente Europeo (EEA, 2011) utiliza dos medidas basadas en la probabilidad de que dos puntos escogidos aleatoriamente en una región estén conectados. Puede ser interpretado como dos animales situados en distintos sitios de una región puedan encontrarse entre sí, lo que indica su habilidad de moverse libremente en el territorio sin encontrarse con barreras, estos índices son el Tamaño Efectivo de Malla y la Densidad Efectiva de Malla, ya estudiados por otros autores.

La excesiva expansión urbana debida al crecimiento descontrolado, por falta de coordinación y planificación, y los cambios en las dinámicas de crecimiento, afectan a los patrones espaciales de ocupación del suelo urbano, es por ello que Colaninno et al. (2011) proponen diferentes índices morfológicos, son los siguientes: Densidad, Dimensión Fractal, Distancia Estándar Ponderada y Diversidad de Shannon.

Los autores Wei y Zhang (2012) aseguran que la fragmentación del suelo construido es debida al desarrollo descentralizado del suelo urbano, a la mezcla desordenada de los usos del suelo y a las grandes infraestructuras de transporte, que son una amenaza para la integridad urbana. Es por ello que se necesita cuantificar este nivel de fragmentación para integrarlo en planes de decisión. Este

estudio propone una metodología en la que un único índice describa la fragmentación del suelo construido. El Índice de Fragmentación, puede ser empleado como una medida uniforme y cuántica del nivel de fragmentación para distintas categorías de construcciones.

Adicionalmente, Marinescu y Avram (2012) elaboran dos índices para calcular la fragmentación funcional dentro de un perímetro de referencia, debiendo primeramente delimitar las áreas funcionales. El primer índice eco-métrico es el de Fragmentación Funcional Relativa, el cual señala el nivel de fragmentación funcional dentro del perímetro analizado, el segundo índice es la Fragmentación Funcional Absoluta, que es el nivel de integración funcional estructural del perímetro.

Por otro lado, se ha estudiado la manera de cuantificar los patrones del terreno urbano desde varias perspectivas, uno de ellos es utilizando métodos fractales multidimensionales. Wu et al. (2013) proponen cuatro dimensiones fractales para medir las características espaciales de los usos del suelo, que son: la Dimensión de Borde, la cual aporta información sobre la complejidad en la forma del borde, la Dimensión del Radio, que indica si la distribución de los objetos es acumulativa o difusa respecto a un centro, la Dimensión de Entropía, refleja si los objetos tienen una distribución uniforme o no, y por último, la Dimensión de Lagunaridad, que sirve para conocer si los datos siguen una distribución discreta o se agrupan en multi-centros.

El objetivo del estudio realizado por Gong et al. (2013) fue investigar los cambios en los índices de fragmentación de los bosques durante el proceso de urbanización. Para ello, hicieron uso de diversos índices como, la Densidad de Rodal, que mide el tamaño del objeto, la Distancia Euclídea Media del Vecino Más Próximo que cuantifica la distribución de los objetos en una misma clase y la Dimensión Fractal Ponderada del Área Media del Rodal, que aporta información sobre la forma de los objetos a través de la dimensión fractal

Por último, el propósito de Astiaso et al. (2013) era investigar los niveles de fragmentación de los hábitats naturales, debido a la presencia de asentamientos urbanos en los Parques Nacionales, a través del uso del Índice de Fragmentación Urbana, para así facilitar el manejo ambientalmente racional y la planificación de las áreas naturales protegidas.

1.2. OBJETIVOS

El objetivo principal de este trabajo es estudiar y conocer los índices capaces de cuantificar la fragmentación del paisaje en el ámbito urbano. Así, se revisarán los índices más utilizados hasta ahora en el estudio del análisis espacial de los usos del suelo en diversos ámbitos. Una vez seleccionados y clasificados en función de sus características se aplicarán a la zona de estudio, la ciudad de Valencia.

Para aplicar estos índices, se diseñará una herramienta para el cálculo automático de los índices de fragmentación del paisaje seleccionados, que trabajará con datos en formato vectorial y de ese modo permitirá que los resultados obtenidos puedan ser interpretados por el usuario con ayuda de mapas de coropletas.

Además, se estudiará la obtención de modelos de predicción de la población por unidades administrativas en la ciudad de Valencia, mediante el uso de índices de fragmentación de los usos del suelo extraídos a partir de imágenes de alta resolución y datos LiDAR, para comprobar si existe relación entre el dato de población y la estructura espacial de los usos del suelo de un territorio.

El propósito final es la creación de una metodología que contribuya a cuantificar cómo evolucionan las zonas urbanas a lo largo del tiempo desde el punto de vista de su fragmentación, y su relación desde perspectivas y variables geográficas, sociales y económicas. Resulta interesante ya que cuando se conocen las variables de fragmentación en ámbitos urbanos y con ello la expansión urbana, se está más cerca de la planificación de los territorios con mayor compromiso ambiental, conociendo cómo evolucionan estas áreas y aprovechando su dimensión eco-paisajística, evitando así el deterioro de ciertos ecosistemas.

2. DATOS

A continuación se muestra una descripción del área de estudio, tratando de mencionar algunas de sus características que la difieren de otras ciudades y el trayecto evolutivo de su morfología. Seguidamente, se enumerarán los datos de partida, con una breve descripción de su método de obtención.

2.1. ZONA DE ESTUDIO

El estudio realizado ha sido llevado a cabo en la ciudad de Valencia. Configurada por cuatro paisajes característicos de gran valor cultural y paisajístico, como son el río Turia, la Albufera de Valencia, el mar Mediterráneo y la llanura aluvial, ocupada por la Huerta de Valencia (Figura 2).

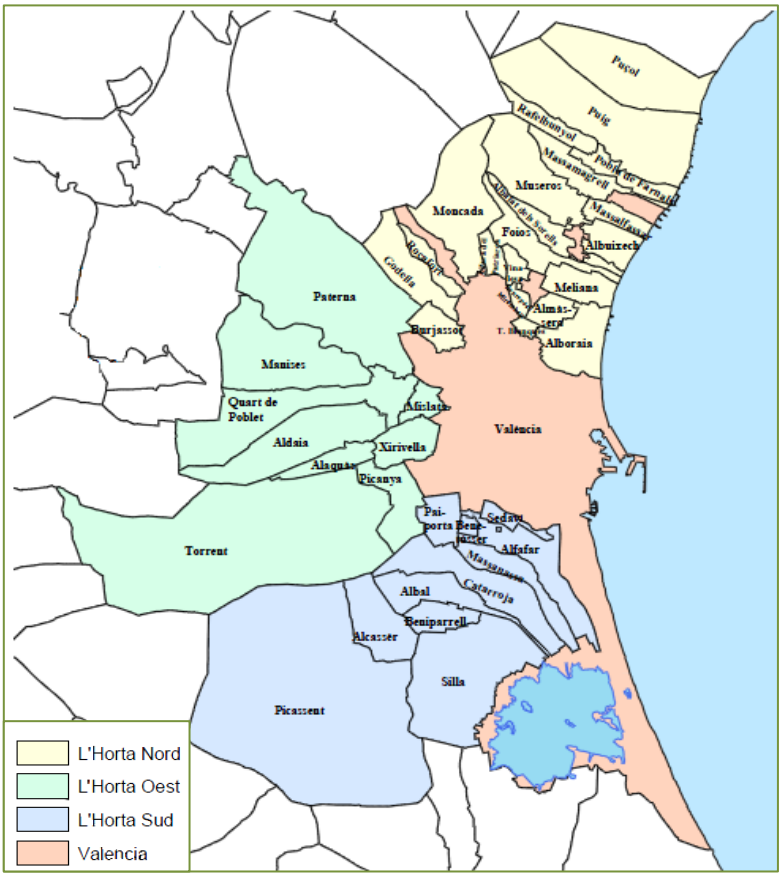


Figura 2: Área Metropolitana de Valencia, con la situación de la ciudad de Valencia. Fuente*: Oficina d'Estadística, Ajuntament de València*

Según datos de 2008 del portal de información ARGOS de la Generalitat Valenciana, la ciudad de Valencia cuenta con un total de 807.200 habitantes, representa el 16% de la población de la Comunidad Valenciana y es por tamaño demográfico, la tercera ciudad de España después de Madrid y Barcelona. Se distribuye con un total de 19 distritos, que están subdivididos en 87 barrios, como se muestra en la Figura 3.

En los Anexos 1 y 2, respectivamente se pueden encontrar los mapas de distribución espacial de los distritos y barrios de Valencia identificados por su nombre, con la finalidad de poder localizar los barrios mencionados a lo largo del presente proyecto.

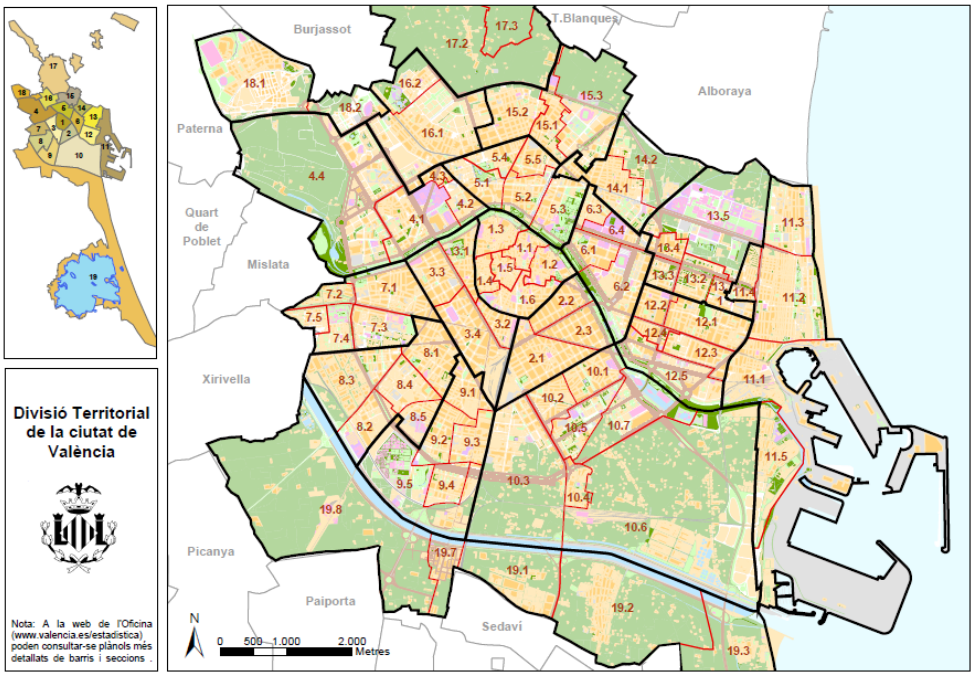


Figura 3: Límites de los distritos y barrios de Valencia. Fuente: *Oficina d'Estadística, Ajuntament de València*

La ciudad de Valencia ha experimentado desde su fundación innumerables variaciones urbanísticas (Llopis y Perdigón, 2012). Debido al crecimiento demográfico hubo sucesivas ampliaciones del recinto urbano primitivo, a consecuencia de ello y de la excesiva densificación de las zonas centrales, fue necesario el desarrollo de proyectos de ensanche y reforma interior que difícilmente se llevaron a cabo.

Tras el derribo de las murallas, el Ayuntamiento de Valencia retomó la idea de ensanchar exteriormente la ciudad, compatibilizando la trama del casco antiguo con la propuesta geométrica de crecimiento (Figura 4). Tras varios intentos fallidos de llevar a cabo el proyecto, finalmente en el año 1876 empezó su desarrollo, resolviendo los problemas de escasez y encarecimiento del suelo urbano, la agrupación de viviendas e industria y la escasez de un sistema viario eficaz.

En la periferia de Valencia, a principios de 1900, como consecuencia de la estructura del mercado inmobiliario se empezó a construir casas más económicas, financiadas por subvenciones estatales, que serán utilizadas posteriormente como pieza clave en la expansión de la ciudad más allá de los proyectos del Ensanche. Como consecuencia de ello, a finales de 1920, Valencia se convirtió en una ciudad dispersa e inacabada. No fue hasta veinte años después, cuando se redactó el Plan

de Ordenación de Valencia con el que se quería iniciar la descentralización de la ciudad, racionalizar las infraestructuras y las nuevas tipologías de edificaciones. Fue así como comenzó el proceso expansivo de Valencia.

Figura 4: Proyecto General Del Ensanche De La Ciudad De Valencia (Monleón et al., 1858)

2.2. DATOS DE PARTIDA

Los datos de partida de este proyecto son el resultado de una clasificación multinivel basada en objetos, la cual es fruto del trabajo realizado por Hermosilla et al. (2013), donde se genera una clasificación por parcelas con diecisiete usos de suelo distintos que posteriormente se redujo a trece para su simplificación.

Según Perea et al. (2009) la técnica de clasificación tradicional basada en rasgos de la imagen a nivel de pixel presenta limitaciones, como la aparición del llamado efecto "sal y pimienta" o su reducida capacidad para extraer objetos de interés. Se puede decir que una clasificación orientada a objetos difiere de una basada en pixel en que la primera se lleva a cabo considerando como unidad los objetos, los cuales están formados por grupos de píxeles con características comunes. Estas características son determinadas por medio de criterios de segmentación, cuyo método empleado será clave en el resultado obtenido en las propiedades descriptivas del objeto, puesto que dependerá del algoritmo empleado y de los parámetros seleccionados como bien se muestra en Hermosilla et al. (2012). Es por ello, que surge el concepto de clasificación basada en parcelas, en este caso, la imagen es segmentada en agrupaciones de píxeles mediante los límites existentes de cartografía de parcelas, generando así objetos más consistentes.

Para el cálculo de la clasificación orientada a objetos fueron utilizadas imágenes aéreas, datos LiDAR y cartografía vectorial. En este caso, se utilizó una imagen del PNOA del 2008, con 0.5 m/pixel de resolución espacial, 8 bits de resolución radiométrica y tres bandas espectrales: infrarroja, roja y verde. A pesar de que estas imágenes ya estaban ortorrectificadas y georreferenciadas, se llevó a cabo un preprocesamiento en el que las bandas pancromáticas y multiespectrales fueron fusionadas, se generaron mosaicos y se ajustó radiométricamente.

Por otro lado, los datos LiDAR fueron tomados en el 2009, por un Laser Escáner Aerotransportado RIEGL LMS-Q680, con una frecuencia de escaneado de 46 Hz, un índice de repetición del pulso de 70 kHZ y un ángulo de escaneado de 60°. Además, la altura de vuelo media fue 1300 metros, con una densidad nominal de 0,5 puntos/m^2y una densidad media de 0,7 puntos/m^2. Adicionalmente, al tratarse de una clasificación por objetos basada en parcelas, se utilizó cartografía vectorial proveniente del Catastro (DGC) en la que se dispone de datos de parcelas catastrales y de bloques urbanos o manzanas a escala 1:1000.

A modo de resumen de la metodología aplicada para obtener la clasificación por objetos, se explica a continuación el flujo de trabajo llevado a cabo por Hermosilla et al. (2013).

En primer lugar, el objetivo de una clasificación a nivel de parcela es extraer características descriptivas de la teledetección, con ayuda de los límites de la

cartografía catastral y así asignar un uso a cada parcela. De este modo, se obtiene una clasificación de las parcelas catastrales de Valencia en diecisiete tipologías distintas, basada en la extracción automática de múltiples atributos descriptores de las imágenes aéreas, LiDAR y de la base de datos del catastro. Dicha clasificación proporciona información espectral, estructural, de forma, tridimensional, interna y externa del contexto espacial de cada parcela de la ciudad.

En segundo lugar, el propósito de esta segunda clasificación a nivel de manzana es clasificar cada bloque en una tipología urbana estructural, basada como en el caso anterior en la información proporcionada por las características descriptivas, además de la información de la clasificación anterior a nivel de parcela. Por consiguiente, se realiza una segunda clasificación en nueve tipologías estructurales urbanas a nivel de manzana, utilizando características espectrales, estructurales y tridimensionales a una escala mayor combinándolo con el resultado de la primera clasificación. La fiabilidad total obtenida de la clasificación a nivel de parcela fue del 84,8%, y a nivel de manzana del 80,2%.

Sin embargo, este proyecto ha centrado el estudio en el uso de la clasificación a nivel de parcela, ya que aporta información más específica y detallada para el cálculo de la fragmentación en el ámbito urbano. A continuación se hace una breve descripción de la consistencia de las trece clases finales.

En primer lugar, las clases relacionadas con edificios de viviendas son las siguientes: la clase <u>histórico</u> se caracteriza por su irregularidad y su forma característica de parcelas alargadas y estrechas, con carreteras angostas y algunas zonas verdes, suele tratarse de viviendas en el centro histórico, la clase <u>urbano</u> representa zonas diseñadas siguiendo planes urbanos, normalmente se encuentran alrededor de la zona de clase histórico, además suele tratarse de bloques regulares, con amplias calles y zonas verdes más grandes que las anteriores, la clase <u>urbano abierto</u> se caracteriza por edificios aislados, comúnmente no están conectados con la red de carreteras y están rodeados de zonas verdes abiertas, la clase <u>no adosado</u> se compone de edificios residenciales familiares aislados, mientras que <u>adosado</u> son edificaciones que tienden a aparecer en bloques urbanos dispersos y disponen de zonas verdes. En segundo y último lugar, el resto de clases son: <u>industrial</u>, que son zonas artificiales caracterizadas por ser construcciones grandes y pueden estar tanto unidas como separadas entre sí, la clase <u>dotaciones</u> son edificios de servicios a la comunidad, públicos, comerciales o bien religiosos, la clase <u>parque</u> engloba a los parques, jardines y zonas verdes que puedan encontrarse, sin embargo, si la vegetación es muy abundante probablemente ha sido clasificado como <u>bosque</u>. Por último, los cultivos han sido clasificados en: <u>cítrico</u>, <u>regadío</u>, y <u>frutal de secano</u>, además aparece la clase <u>solar</u> para parcelas sin un uso concreto.

3. ÍNDICES DE FRAGMENTACIÓN DEL PAISAJE

En este apartado se pretende explicar detalladamente los índices y medidas implementadas en este estudio para facilitar su comprensión. Se trata de una compilación de los índices capaces de cuantificar la fragmentación del paisaje mediante los elementos que forman un territorio. Para llevar a cabo el cálculo, se ha creado una herramienta *ArcToolBox* para *ArcGis,* llamada *IndiFrag,* con el objetivo de automatizar el procedimiento y evitar la intervención del usuario más allá de introducir los datos de entrada. Esta herramienta será explicada a fondo en el apartado 3.3 de esta memoria.

Centrándose en la metodología seguida y en los índices aplicados en este estudio, se han realizado dos agrupaciones que permiten clasificar los índices en función de su nivel de cálculo y aplicación.

Por un lado, en función de los datos de entrada se ha estructurado el cálculo de los diversos estadísticos en tres niveles, en función de la escala y de lo que abarcan, de menor a mayor nivel, estos son:

- Objeto
- Clase
- Súper-Objeto

Por otro lado, en función del patrón que miden los estadísticos y sus propiedades, han sido divididos en diferentes grupos, estos son:

- Área y borde
- Forma
- Agregación
- Diversidad
- Contraste

En resumen, un índice siempre pertenecerá a un único grupo en relación con las propiedades que mide, pero el mismo índice puede ser calculado a diferentes niveles, es decir, a nivel objeto, clase y/o súper-objeto. A continuación se explica en qué consiste cada nivel y grupo.

3.1. NIVELES DE MEDIDAS

En el estudio llevado a cabo y en el desarrollo de la herramienta *IndiFrag* se ha distinguido en los distintos niveles que a continuación se explican. Como se ha mencionado anteriormente, algunos de los índices calculados se pueden encontrar en varios niveles a su vez, indicando en cada caso información más o menos generalizada de los datos de entrada.

3.1.1. Nivel de Objeto

En este grupo los índices describen características propias de cada objeto sin tener en cuenta su clase o pertenencia a un súper-objeto de nivel superior. Por tanto, los índices de este nivel se calculan de forma independiente para cada objeto o elemento que forma el súper-objeto. Cada objeto dispone de un identificador único que permite procesarlo para el cálculo (Figura 5), además, se debe conocer su clase o tipología del objeto que lo relaciona con los objetos de similares características, lo cual permitirá un cálculo posterior a nivel superior, como es el caso del nivel de clase. Por ejemplo, un objeto podría ser una parcela catastral o un límite de manzana urbana.

Figura 5: Ejemplo de objetos con el identificador

3.1.2. Nivel de Clase

Como se ha mencionado anteriormente, este nivel se forma por un conjunto de objetos con la misma tipología asignada. En función de la distribución y la forma de los objetos dentro de una clase se pueden extraer variables significativas de cada una de las clases estudiadas. Cada objeto tiene asignada la clase a la que corresponde para poder diferenciarlos en el cálculo (Figura 6). Por ejemplo, la clase puede ser el uso del suelo, la tipología de los objetos o simplemente una característica común de los objetos.

Figura 6: Ejemplo de objetos clasificados

3.1.3. Nivel de Súper-Objeto

Se trata del nivel que engloba a los dos anteriores, cada súper-objeto puede formarse de una o más clases, que a su vez están formadas por objetos. El súper-objeto puede considerarse como un todo (Figura 7). Por ejemplo, un súper-objeto podría ser una unidad administrativa, como una ciudad, un municipio o distrito. En *IndiFrag* se tienen en cuenta los límites del súper-objeto para llevar a cabo los cálculos de los diversos índices, de este modo, puede haber distintos súper-objetos que serán procesados por separado en el cálculo, lo cual permite hacer posteriores comparaciones entre los súper-objetos.

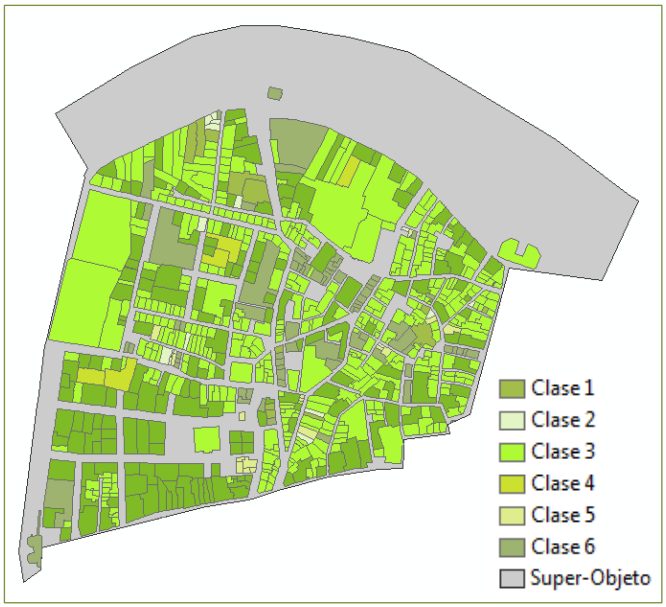


Figura 7: Ejemplo de súper-objeto que engloba a los objetos y las clases

3.2. METODOLOGÍA

Tras la introducción de algunos índices en el apartado de antecedentes de este proyecto, a continuación se describen con detalle los que han sido seleccionados, según criterios de idoneidad para el análisis urbano y reducción de redundancias, para llevarse a cabo en el presente trabajo. Han sido clasificados en función del grupo al que pertenecen, además como se muestra a continuación cada índice dispone de un alias, entre paréntesis, que será el que aparece en los resultados para identificar al mismo. Se ha tratado de explicar en detalle cada medida, mediante su fórmula, la explicación de las variables, su rango y una breve descripción de su función.

Por otro lado, en la Tabla 27 en el Anexo 5 se encuentra una tabla ordenada cronológicamente con todos los índices calculados en este proyecto. Donde aparece su fórmula, variables, autor y año de la publicación de la que han sido extraídos, propiedades, rango, aplicaciones, niveles en los que se puede aplicar el índice y por último el grupo del que forman parte.

3.2.1. Área y Perímetro

Este grupo representa una colección de medidas que tienen relación con el tamaño de los objetos y la cantidad de borde o perímetro que generan. El área y el perímetro se encuentran entre las medidas más sencillas, pero a su vez son muy útiles a la hora de valorar el súper-objeto, ya que en numerosas ocasiones son necesarias para calcular otros índices (Figura 8).

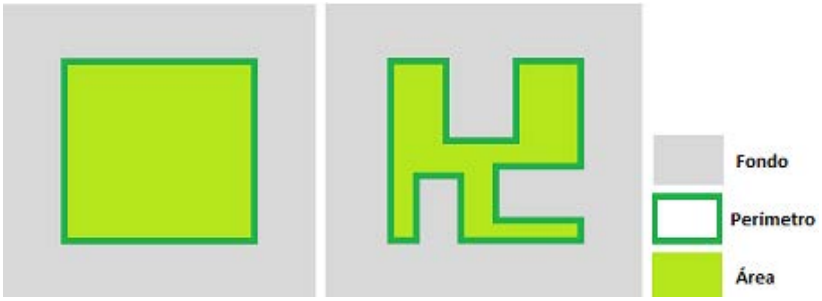


Figura 8: Croquis del grupo Área y Perímetro

Los índices que pertenecen a este grupo se describen en los apartados siguientes, el nombre que aparece entre paréntesis es el alias asignado a cada índice en la herramienta *IndiFrag*.

3.2.1.1. Área (Area)

El área se calcula en los tres niveles. Para cada objeto es la superficie que genera el objeto en sí, para cada clase la suma de las áreas de sus objetos y para cada súper-objeto el área total que éste genera, sin tener en cuenta a los objetos, ya que están siempre dentro de los límites del súper-objeto. La unidad de medida del área son los metros cuadrados (m^2).

3.2.1.2. Perímetro (Perim)

Igual que en el caso anterior, esta medida se puede determinar para los tres niveles, teniendo en cuenta que si se trata del nivel del súper-objeto, el perímetro será la suma de los perímetros de los objetos y del límite del súper-objeto, además, dos polígonos contiguos que tienen el segmento duplicado, se contabilizarán como un único segmento, esta operación la lleva a cabo *IndiFrag*. La unidad de medida del perímetro son los metros (m).

3.2.1.3. Índice de Fragmentación Urbana (IFU)

Este índice ha sido utilizado en varias ocasiones y validado por diversos estudios como se indica en la Tabla 27. El Índice de Fragmentación Urbana representa un criterio útil para evaluar el grado de fragmentación dentro de varios súper-objetos, ya que permite una comparación numérica entre ellos, o entre diferentes áreas del mismo, y de ese modo, identifica las zonas más críticas.

El índice IFU se obtiene para cada súper-objeto, adimensionalmente, como:

$$IFU = \frac{\sum_{i=1}^{n}(Lmax_i \cdot S_i \cdot O_i)}{At}$$

Donde:

$Lmax_i$= longitud máxima de la barrera urbana en la clase i, en el súper-objeto. Es decir, perímetro del objeto con mayor perímetro en la clase que se está evaluando (m).

S_i = área de la barrera urbana con mayor perímetro (m^2).

O_i = coeficiente de obstrucción i de la clase que se está evaluando (Tabla 1).

A_t= área del súper-objeto (m^2).

i= clase o tipología.

El valor del coeficiente de obstrucción ha sido asignado en función de la clasificación de los diversos elementos. En el caso concreto de éste proyecto (Tabla 1) se ha establecido (para ver la clasificación original ver en la Tabla 27):

Tabla 1: Valores de O_i en función de la clasificación

Valor O_i	Clase
1	Industrial, Solar
0,8	Vivienda
0,6	Dotaciones
0,4	Bosque, Parque, Agrícola

Su rango de valores es todo número positivo, se encuentra mayor fragmentación cuanto mayor es su valor.

3.2.1.4. Índice de Fragmentación Urbana Ponderado (IFUP)

Este índice se calcula para cada súper-objeto a partir del Índice de Fragmentación Urbana de cada súper-objeto. Se trata de poder hacer una comparación entre los valores obtenidos de los diferentes súper-objetos, por lo que se ha ponderado el IFU en función de su superficie y respecto a la suma del área de todos los súper-objetos.

El índice IFUP se obtiene para cada súper-objeto, adimensionalmente, como:

$$\overline{IFUP}_i = \frac{\sum_{i=1}^{n}(V_i \cdot S_i)}{\sum_{i=1}^{n}(S_i)}$$

Donde:

$S_i =$ área del súper-objeto (m^2).

$V_i = IFU_i$ de cada súper-objeto.

Su rango de valores es todo número positivo. Su valor es mayor cuanto mayor es la fragmentación.

3.2.1.5. Densidad Urbana (DU)

La Densidad Urbana es el ratio entre la superficie urbanizada sobre la superficie del súper-objeto analizado. Tiene relación con el tamaño de la superficie artificial en cada súper-objeto, al tratarse de dos superficies con unidades en m^2 el resultado obtenido es un porcentaje (%). Indica la capacidad de acoger población sin necesidad de la extensión urbana.

La fórmula que expresa a este ratio a nivel súper-objeto es la siguiente:

$$DU = \frac{A_u}{A_t}$$

Donde:

A_u= área urbanizada (m^2).

A_t= área del súper-objeto analizado (m^2).

Al tratarse de un porcentaje, su valor varía entre cero y uno. Será mayor cuanta más densidad urbana haya en el súper-objeto, lo que indica mayor fragmentación.

3.2.1.6. Índice *Leapfrog* Bruto (LPF)

El significado de la palabra proveniente del inglés *Leapfrog* es "dar saltos". En este caso, se refiere al concepto de las zonas urbanas aisladas del resto de elementos de su misma clase, es una medida que cuantifica los objetos de una clase que están separados del resto en porcentaje (%).

La fórmula expresada a nivel de clase es:

$$LPF = \frac{Aout_i}{UA_i}$$

Donde:

$A\ out_i$= área de los objetos aislados en la clase i (m^2).

UA_i= área total del clase i (m^2).

Al ser un porcentaje, su valor varía entre cero y uno. Será mayor cuanta menor continuidad haya en la clase estudiada, lo que indica mayor fragmentación y dispersión de los rodales.

3.2.1.7. Tamaño Medio del Objeto (TM)

Este índice se computa tanto a nivel de clase como de súper-objeto. En el nivel de clase se trata de la función entre el número de objetos en la clase y el área total de la misma clase. Sin embargo, este índice no aporta información del número de objetos de una clase, se trata de una media de las superficies. Por otro lado, a nivel de súper-objeto, se trata de la función entre el número de objetos total y su área total.

Una disminución de éste parámetro en el tiempo en una misma clase indica un incremento en la fragmentación cuando el total de la clase no ha decrecido, ya que indica que los rodales han sido subdivididos generando mayor dispersión.

La fórmula expresada a nivel de clase y súper-objeto en metros cuadrados (m^2) es:

$$\mathrm{TM}_{ij} = \sum_{j=1}^{m} \left(\frac{a_{ij}}{n_{ij}} \right)$$

Donde:

a_{ij}= área del objeto/clase j en la clase/súper-objeto i (m^2).

n_{ij}=número de objetos en la clase i/ objetos de la clase j en el súper-objeto i.

Su rango es todo número positivo, sin contar el cero, y sin límite.

3.2.1.8. Densidad de Borde (DB)

La Densidad de Borde estandariza el borde en una medida basada por unidad de área, de modo que se hace más sencilla la comparación entre distintas clases y súper-objetos. Se trata de la suma de los bordes de los objetos de una misma clase o súper-objeto, dividida entre el área total. Su unidad de media son los metros por metro cuadrado (m/m^2)

Su fórmula es la siguiente:

$$\mathrm{DB} = \frac{\sum P_i}{\sum A_T}$$

Donde:

P_i= perímetro de cada objeto (m).

A_T= área total de la clase/súper-objeto (m^2) (En el caso del súper-objeto se trata del área total, incluyendo el fondo, no sólo los objetos).

Su rango es todo número positivo, cuando es igual a cero significa que no hay objetos dentro del súper-objeto.

3.2.1.9. Dimensión del Borde (DimB)

La Dimensión del Borde también es llamada Complejidad y Aleatoriedad. Se trata de una dimensión fractal, que son utilizadas por su potencial para medir características no lineales asociadas con los patrones espaciales de los objetos.

Este índice mide la complejidad y aleatoriedad de los objetos dentro de una clase, la forma del borde de los objetos puede ser simple o compleja y lo representa mediante la relación entre el área y perímetro del objeto.

Su fórmula es la siguiente, siendo el resultado adimensional:

$$\ln(A) = \ln(C) + \frac{2}{Dim_B} \cdot \ln(P)$$

Donde:

A = área del objeto (m^2).

P = perímetro del objeto (m).

C = coeficiente constante.

Su valor varía entre uno y dos, cuando el valor es igual a uno significa que la forma del objeto es un cuadrado, mientras que el valor igual a dos representa la forma más compleja. Es decir, cuando mayor es la Dimensión del Borde, mayor es la complejidad de los bordes de los objetos de una clase.

3.2.2. Forma

Este grupo representa una colección de medidas que tienen relación con la forma de los objetos. La interacción entre la forma de un objeto y su tamaño tiene gran influencia en los procesos internos de la clase y del súper-objeto. La forma es un parámetro difícil de cuantificar de manera precisa, pero generalmente se trata de una medida que aporta información de su morfología (Figura 9).

Este grupo tiene índices a los tres niveles de medida, objeto, clase y súper-objeto, la mayoría de estos índices son función de la relación entre el perímetro y el área, que son medidas que forman parte del grupo de Área y Perímetro explicado anteriormente.

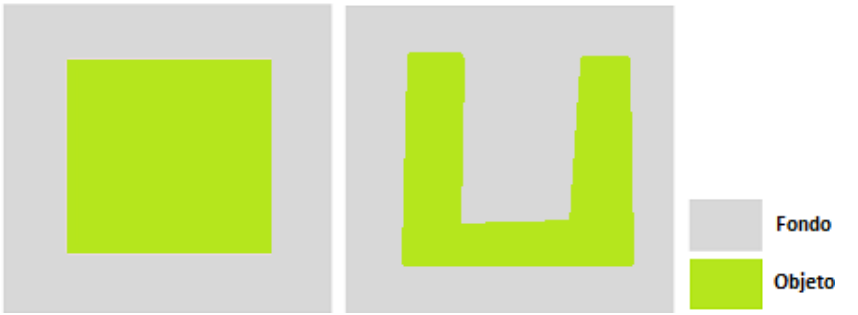


Figura 9: Croquis del grupo Forma

A continuación se explican los índices que forman este grupo de medidas:

3.2.2.1. Ratio Medio del Perímetro-Área (RMPA)

Es la medida más directa de la forma de un objeto, pero tiene la desventaja de que el tamaño del objeto influye en el resultado, en este caso se trata de una media porque se calcula a nivel de clase.

Su fórmula es la siguiente, siendo el resultado adimensional:

$$\text{RMPA} = \frac{\sum_i \left(\frac{L_{ik}}{a_{ik}}\right)}{n_k}$$

Donde:

L_{ik}= perímetro del objeto i de la clase k (m).

a_{ik}= área del objeto i de la clase k (m^2).

n_k= número total de objetos en la clase k.

Su rango es todo número positivo, a excepción del cero, y sin límite.

3.2.2.2. Índice de Forma (IF)

Este índice es calculable a los tres niveles, calcula la complejidad de la forma de un objeto comparándolo con la forma estándar de un cuadrado del mismo tamaño, tiene la ventaja respecto al Ratio Medio del Perímetro-Área de que su valor no varía en función del tamaño del objeto. El índice de forma a nivel de clase es la media de los índices de forma de cada objeto que forma esa clase, del mismo modo, el índice de forma del súper-objeto es la media de los índices a nivel de clase, calculados previamente.

Su fórmula es la siguiente, siendo el resultado adimensional:

$$\mathrm{IF} = \frac{0{,}25 \cdot L_i}{\sqrt{A_i}}$$

Donde:

L_i= perímetro del objeto, de la clase, o del súper-objeto i (m).

A_i= área del objeto, de la clase, o del súper-objeto i (m^2).

El rango del mismo es un valor mayor que uno sin límite, cuando el valor es uno se trata de un objeto cuadrado, y aumenta conforme la forma se hace más irregular y compleja.

3.2.2.3. Dimensión Fractal (DF)

Es otra de las medidas básicas de la forma de los objetos, basada en la relación área-perímetro, la dimensión fractal se calcula para cada objeto separadamente, y además se puede calcular para los tres niveles, objeto, clase y súper-objeto, en los dos últimos es la media de la dimensión fractal de los objetos que forman parte de ella. Esta medida aporta información de la complejidad de los objetos sin ser afectado por la escala de los datos, es decir su tamaño.

Su fórmula es la siguiente, siendo adimensional el resultado:

$$\mathrm{DF} = \frac{2 \cdot \ln(0.25 \cdot p_i)}{\ln(a_i)}$$

Donde:

p_i= perímetro del objeto i (m).

a_i=área del objeto i (m^2).

Su valor puede variar entre uno y dos, cuando es próximo a uno se trata de un objeto con una forma de perímetro muy simple, cercano a la forma cuadrada, cuando se acerca a dos su forma es más compleja.

3.2.2.4. Dimensión Fractal Ponderada del Área Media del Objeto (DFP)

Este índice se calcula a nivel de clase, ponderando los objetos en función de su tamaño, s diferencia de la Dimensión Fractal de un objeto, proporciona información de la complejidad de los objetos a través de un amplio rango de escalas espaciales dentro de la clase.

Su fórmula es la siguiente, siendo el resultado adimensional:

$$\mathrm{DFP} = \sum_{i=1}^{n} \left[\left(\frac{2 \cdot \ln(0.25 \cdot p_i)}{\ln(a_i)} \right) \cdot \left(\frac{a_i}{\sum_{i=1}^{n} a_i} \right) \right]$$

Donde:

p_i= perímetro del objeto i (m).

a_i= área del objeto i (m^2).

3.2.3. Agregación

Este grupo representa una colección de medidas que muestran la tendencia de los objetos a agregarse espacialmente a cualquiera de los tres niveles, también se le llama la estructura del súper-objeto. El término agregación engloba otros conceptos como la dispersión, la intercalación, subdivisión y la separación. La dispersión se refiere a la distribución espacial de los objetos dentro de una clase, sin tener en cuenta el resto de clases, mide la diseminación de cada clase. La intercalación sin embargo, se refiere a la combinación entre las diferentes clases, contabiliza las veces que un objeto de una clase es adyacente a otro de otra clase. La subdivisión está muy relacionada con el concepto de dispersión, pero éste mide el grado de los objetos de una clase que están separados del resto de su misma clase. Por último, la separación está muy relacionada con la subdivisión, pero la separación se refiere al grado en el que un objeto esta espacialmente separado de otro, teniendo en cuenta la distancia entre ellos (Figura 10).

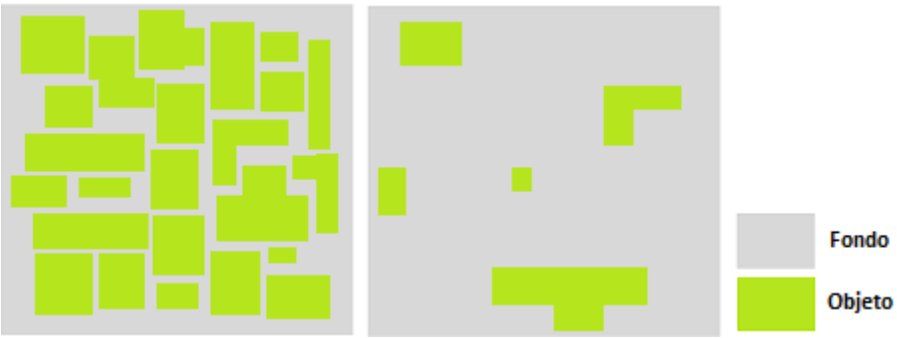


Figura 10: Croquis del grupo Agregación

A continuación se explican los índices que forman este grupo de medidas:

3.2.3.1. Densidad de Objeto (DO)

Este índice se calcula a nivel de clase y de súper-objeto, expresa el número de objetos por una unidad de área, lo cual facilita la comparación entre súper-objetos independientemente de su tamaño.

Su fórmula es la siguiente, siendo las unidades el número de objetos por cada 100 hectáreas (nº/100ha):

$$\mathrm{DO} = \frac{n_i}{A} \cdot 10000 \cdot 100$$

Donde:

A= área total (m^2) (En el caso del súper-objeto se trata del área total, incluyendo el fondo, no sólo los objetos).

n_i= número total de objetos en la clase i.

Su rango es todo valor positivo, sin límite, cuanto mayor sea la densidad mayor será la fragmentación.

3.2.3.2. Distancia Estándar Ponderada (DEP)

Mide el grado de concentración o dispersión de los objetos, depende de las distancias entre centroides de los distintos objetos y sus respectivos tamaños. Es computable a nivel de clase, por lo que consiste en medir las distancias estándar entre los objetos de una misma clase.

Su fórmula es la siguiente, siendo el metro la unidad:

$$\mathrm{DEP} = \sqrt{\left(\frac{\sum_{i=1}^{n}(a_i \cdot (x_i - \bar{x})^2)}{A_t}\right) + \left(\frac{\sum_{i=1}^{n}(a_i \cdot (y_i - \bar{y})^2)}{A_t}\right)}$$

Donde:

a_i= área del objeto i (m^2).

A_t= área total de clase (m^2).

x_i, y_i= coordenadas del centroide del objeto i (m).

$\bar{x}$, $\bar{y}$= coordenadas del centro medio de los objetos de esa clase (m).

Su rango es todo número positivo y sin límite, cuanto mayor sea la distancia mayor dispersión mostrarán los objetos y mayor fragmentación habrá.

3.2.3.3. Distancia Euclídea Media del Vecino Más Próximo (DEMvp)

Este índice se utiliza para calcular la separación de los objetos entre los de su misma clase para dar una idea de la distribución de los mismos. La media se realiza con el fin de poder comparar entre las clases de un mismo súper-objeto o las mismas clases entre varios súper-objetos.

Su fórmula es la siguiente, siendo el metro la unidad:

$$\text{DEMvp} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(h_i)}{n}$$

Donde:

h_i= distancia del objeto i al objeto más próximo (de borde a borde) de la misma clase (m).

n = número total de objetos en la clase.

Su rango es todo valor positivo, sin límite, cuanto mayor sea esta distancia, mayor separación habrá entre los objetos de una clase.

3.2.3.4. Tamaño Efectivo de Malla (TEM)

Este índice resuelve el tamaño del objeto cuando el súper-objeto se divide en N áreas iguales, se puede calcular tanto a nivel de clase como de súper-objeto. Además, mide la probabilidad de que dos puntos aleatorios en un área estén conectados entre sí.

Su fórmula es la siguiente, siendo el metro cuadrado la unidad:

$$\text{TEM} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(A_i^2)}{A_{total}}$$

Donde:

n = número de objetos.

A_i= área del objeto i (m^2).

A_{total}= área total del súper-objeto (m^2) (En el caso del súper-objeto se trata del área total, incluyendo el fondo, no solo los objetos).

Su rango es todo número positivo, cuanto menor sea este valor mayor será la fragmentación del nivel evaluado.

3.2.3.5. Densidad Efectiva de Malla (DEM)

Este índice es el número de mallas efectivas por 1000 km^2, es decir la densidad de las mallas, es inversamente proporcional al tamaño efectivo de malla, ya que se trata de las veces que el tamaño efectivo de malla cabe en un área de 1000 km^2.

Su fórmula es la siguiente:

$$\text{DEM} = \frac{1}{\text{TEM}}$$

Donde:

TEM = tamaño efectivo de malla.

Su rango es todo número positivo. Este valor, aumenta cuanto mayor es la fragmentación.

3.2.3.6. Producto Neto (PN)

El Producto Neto se define como el producto del tamaño efectivo de malla y el área total del súper-objeto, esta cantidad es equivalente al tamaño efectivo de malla, pero tiene distinta interpretación y propiedades matemáticas. Se puede evaluar tanto a nivel de clase como de súper-objeto.

Su fórmula definitiva es:

$$\text{PN} = \sum_{i=1}^{n} {A_i}^2$$

Donde:

n = número de objetos.

A_i= área del objeto i de una clase (m^2).

Su rango es todo número positivo sin límite.

3.2.3.7. Grado de Coherencia (GC)

Se trata de la probabilidad de que dos puntos aleatorios en dos áreas del mismo súper-objeto se encuentren en el mismo objeto, está basado en la distribución acumulativa de los objetos tanto a nivel de clase como de súper-objeto.

Su fórmula es la siguiente, siendo una proporción:

$$\mathrm{GC} = \sum_{i=1}^{n} \left(\frac{A_i}{A_t}\right)^2$$

Donde:

n = número de objetos.

A_i= área del objeto i (m^2).

A_t= área total de la clase /súper-objeto (m^2) (En el caso del súper-objeto se trata del área total, incluyendo el fondo, no solo los objetos).

El rango de éste índice se encuentra entre cero y uno.

3.2.3.8. Grado de División (GD)

A diferencia del índice anterior, se trata de la probabilidad de que dos puntos aleatorios en dos áreas del mismo súper-objeto no se encuentren en el mismo objeto, se trata de la medida complementaria al Grado de Coherencia. Del mismo modo, es posible evaluarla a nivel de clase o súper-objeto.

Su fórmula es, siendo una proporción:

$$\mathrm{GD} = 1 - \mathrm{GC}$$

Donde:

GC = Grado de Coherencia.

El rango de éste índice se encuentra entre cero y uno.

3.2.3.9. Índice de Separación (IS)

Este índice se define como el número de objetos que se obtienen dividiendo el súper-objeto en objetos de igual tamaño, de manera que esta nueva configuración lleve al mismo grado de división del súper-objeto que la que resulta de la observación acumulativa de la distribución de los objetos. Tiene una alta relación con el tamaño efectivo de malla, se trata del número de objetos generados, es operable a nivel de clase y de súper-objeto.

Su fórmula es la siguiente, siendo adimensional el resultado:

$$\mathrm{IS} = \frac{{A_t}^2}{\sum_{i=1}^{n}\left({A_i}^2\right)}$$

Donde:

n = número de objetos.

A_i= área del objeto i (m^2).

A_t= área total de la clase/súper-objeto (m^2) (En el caso del súper-objeto se trata del área total, incluyendo el fondo, no solo los objetos).

Su rango es todo número positivo. Cuando es igual a uno, el súper-objeto dispone de un único objeto. El índice aumenta cuando los objetos son más pequeños y están más subdivididos dentro de una clase o súper-objeto, indicando mayor fragmentación.

3.2.3.10. Dimensión del Radio (DimR)

La Dimensión del Radio, también llamada Centralidad, describe la distribución espacial radial y la variación de los objetos alrededor de un punto designado como céntrico, por lo que muestra la centralidad de los objetos. Esta medida forma parte del grupo de medidas de agregación, sin embargo, en la herramienta *IndiFrag* se calcula aparte debido a que los datos de entrada son distintos y así se facilita su uso.

Esta medida se trata de una dimensión fractal, utilizadas por su potencial para medir características no lineales asociadas con los patrones espaciales de los objetos, su resultado puede mostrar una distribución de los objetos acumulativa o difusa respecto al punto dado, se define por el área total de los objetos dentro de una clase y su radio, para así representar el cambio de densidad de una clase en concreto. El radio se trata de un conjunto de circunferencias centradas en el punto dado con una equidistancia de 500 metros, escogido para este proyecto.

Este índice se calcula para cada clase sin diferenciar entre súper-objetos, sino que se computa para la totalidad de los datos, con el único objetivo de estudiar cómo se comportan las clases en todo el conjunto.

Su fórmula es la siguiente, siendo adimensional:

$$\ln S(r) = \ln(C) + Dim_R \cdot \ln(r)$$

Donde:

r= radio del centro (m).

$S(r)$ = área de la clase dentro del circulo de radio r (m^2).

C= coeficiente constante.

Cuando la Dimensión del Radio es menor a dos, la densidad espacial de la clase decrece no linealmente en dirección contraria del punto dado, cuanto menor sea, más rápido decrece, al contrario, cuando el valor es mayor a dos la densidad espacial aumenta hacia el exterior del punto dado, cuando es igual a dos, se trata de una densidad espacial constante. En resumen, cuanto menor es el valor, mayor

es el grado de agregación de los objetos dentro de una clase.

3.2.4. Diversidad

Este grupo de medidas, como su nombre indica, calcula la diversidad de clases dentro de un súper-objeto. Cuantifica la composición interna del súper-objeto y a su vez no se ve afectado por la configuración espacial de los objetos que lo forman. La diversidad tiene dos componentes que forman parte de ella, en primer lugar la riqueza, que se refiere al número de clases que hay presente en el súper-objeto y por otro lado, la uniformidad se refiere a la distribución de los objetos entre las diferentes clases (Figura 11). A continuación se explican los índices que forman este grupo de medidas:

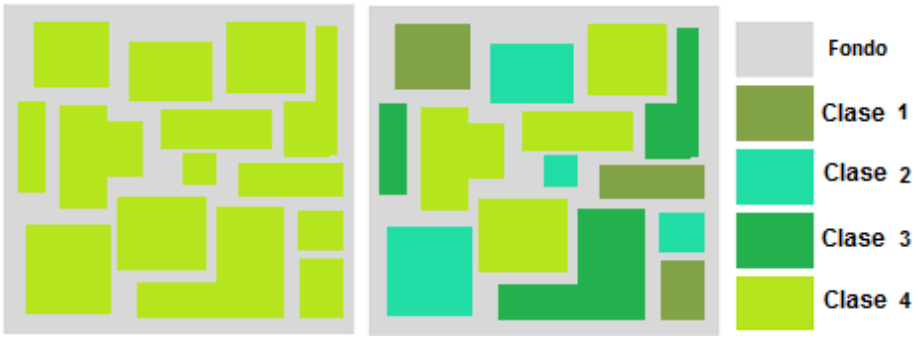


Figura 11: Croquis del grupo Diversidad

3.2.4.1. Diversidad de Shannon (DSHAN)

Este índice es el más comúnmente utilizado en este grupo, representa la cantidad de información por objeto, sin embargo, el valor absoluto de este índice no es particularmente significativo. Por ello, se utiliza como medida relativa para comparar diferentes súper-objetos, o el mismo en diferentes periodos de tiempo.

Su fórmula es la siguiente, siendo adimensional su resultado:

$$DSAN = -\sum_{i=1}^{n} [P_i \cdot (\ln(P_i))]$$

Donde:

P_i= porción del súper-objeto ocupado por la clase i, ratio entre A_i/A_t.

A_i= área de la clase i (m^2).

A_t= área total del súper-objeto (m^2).

Su rango, es todo número positivo sin límites cero cuando el súper-objeto sólo contiene un objeto en su interior, aumenta conforme se incrementa su riqueza en distintos tipos de clases en su interior.

3.2.4.2. Uniformidad de Shannon o Entropía (USHAN)

Este índice es una medida de uniformidad del súper-objeto. La entropía es un concepto físico que mide el grado de "desorden" de un sistema, por lo que este índice mide la homogeneidad, teniendo en cuenta el número de clases que constituyen al súper-objeto a diferencia de la Diversidad de Shannon, se calcula a nivel de Súper-Objeto.

Su fórmula es la siguiente, siendo adimensional:

$$USHAN = \frac{-\sum_{i=1}^{n}(P_i \cdot (\ln(P_i))}{\ln(n)}$$

Donde:

P_i = porción del súper-objeto ocupado por la clase i, ratio entre A_i/A_t.

A_i= área de la clase i (m^2).

A_t= área total del súper-objeto (m^2).

n= número de clases en el súper-objeto

Su rango varía de cero a uno, es igual a cero cuando solo hay una clase, por lo que no hay diversidad, es igual a uno cuando la distribución entre los tipos de clases es perfectamente uniforme y se aproxima a cero cuando la distribución de las clases es cada vez más desigual o irregular.

3.2.4.3. Índice de Fragmentación Funcional Relativa (IFFR)

Este índice señala el nivel de fragmentación funcional dentro del perímetro analizado en relación con las áreas funcionales disponibles en el súper-objeto y las áreas funcionales totales entre todos los súper-objetos. Se entiende por área funcional al número de clases disponibles en el área de estudio.

Su fórmula es la siguiente, siendo su resultado adimensional:

$$IFFR = \frac{(R_v - N)}{(R_v - 1)}$$

Donde:

R_v= Valor de referencia, dado por el número total de áreas funcionales o clases totales en todo el conjunto de súper-objetos.

N= número de áreas funcionales dentro del perímetro estudiado, es decir, dentro del súper-objeto.

Su rango varía entre cero y uno. Cuando IFFR es menor resulta en un alto número de áreas funcionales generando una dispersión urbana policéntrica. Por

otro lado, cuando IFFR aumenta su integración se hace óptima derivando la homogeneidad urbana.

3.2.4.4. Índice de Fragmentación Funcional Absoluta (IFFA)

Este índice mide el nivel de integración funcional y estructural dentro del perímetro analizado, tiene en cuenta el tamaño del perímetro medio de las áreas funcionales de la zona de estudio.

Su fórmula es la siguiente, siendo adimensional:

$$IFFA = \frac{V_r}{\sum_{i=1}^{n}(P_i)}$$

Donde:

P_i= perímetro del área funcional o clase i (m) (sumatorio del perímetro de los objetos dentro de cada clase).

V_r= valor referencial del área funcional (m) (perímetro total del súper-objeto).

Su rango es todo número positivo. Cuando IFFA es menor resulta en alta fragmentación funcional. Por otro lado, cuando IFFA aumenta su integración urbana también, derivando la homogeneidad urbana.

3.2.4.5. Densidad-Diversidad (DD)

Este índice surge debido a la problemática de que la diversidad depende del tamaño del súper-objeto, y no tiene en cuenta la densidad. Para eliminar el efecto del tamaño se hace una normalización que permite comparar las distintas cantidades absolutas, además se expresa el volumen de cada clase en proporción al valor máximo de cada clase.

Siendo su fórmula, con resultado adimensional:

$$DD_{i,k} = \sum_k \left(\frac{a_{i,k}}{\max(a_{i,k})} \right)$$

Donde:

k = número de clases.

$a_{i,k}$= área de la clase k en el súper-objeto i (m^2).

$\max(a_{i,k})$ = área de la clase con mayor superficie dentro del súper-objeto (m^2).

Su rango varía entre cero y k. Cuando es igual a k, el volumen y la mezcla de

clases en el súper-objeto es la máxima.

3.2.5. Contraste

Este grupo de medidas se refiere a la magnitud o diferencia entre objetos adyacentes de distintas clases dentro de un súper-objeto. El contraste entre objetos y su vecindario puede influir en procesos internos del súper-objeto, cuando un objeto no es adyacente a ninguno otro sino que su vecindario es el súper-objeto se trata de un objeto aislado, si el objeto es adyacente a objetos de su misma clase no habrá contraste (Figura 12).

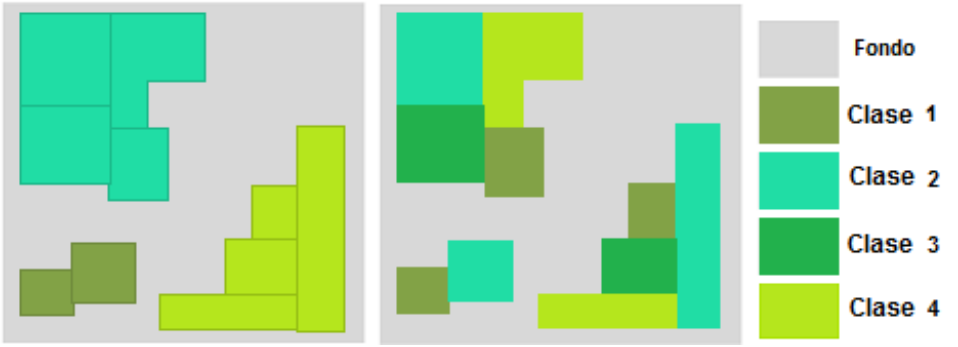


Figura 12: Croquis del grupo Contraste

Las medidas que forman este grupo se describen a continuación.

3.2.5.1. Ratio Contraste de Bordes (RCB)

Este índice mide la intercalación de clases centrales y contrastadas midiendo la longitud de los bordes comunes entre los objetos de cada clase. Debido a que el total del borde incrementa con la superficie total de la clase central, independientemente de su patrón, la medida se normaliza por la longitud de los bordes con la misma clase que la clase central, este índice puede ser calculado a nivel de objeto, de clase y súper-objeto.

Siendo su fórmula, y resultado un porcentaje:

$$RCB = \frac{e_{kj}}{e_{kk}}$$

Donde:

e_{kj} = longitud total de borde compartido entre el/los objeto/s de las clases k y j (m).

e_{kk} = longitud total de borde entre el/los objeto/s de la misma clase (m).

Su rango varía entre cero y uno, es cero cuando el el/los objeto/s tienen todos sus bordes contiguos con el súper-objeto u objetos de la misma clase, es uno cuando todo el perímetro del objeto u objetos tiene un contraste máximo, es decir

todos sus bordes son contiguos con objetos de otras clases.

3.2.5.2. Proporción Contraste de Bordes (PCB)

Del mismo modo que en el caso anterior del ratio, este índice mide la intercalación de clases centrales y contrastadas midiendo la longitud de los bordes comunes entre los objetos de cada clase, debido a que el total del borde incrementa con la superficie total de la clase central, independientemente de su patrón, la medida se normaliza con la longitud total de los bordes de todas las clases contrastadas. Este índice puede calcularse a nivel de objeto, de clase y súper-objeto.

Siendo su fórmula, y resultad una proporción:

$$PCB_{ep} = \frac{e_{kj}}{e_{kk} + e_{kj}}$$

Donde:

e_{kj} = longitud total de borde compartido entre el/los objeto/s de las clases k y j (m).

e_{kk} = longitud total de borde entre el/los objeto/s de la misma clase (m).

Igual que en el caso anterior, su valor varía entre cero y uno.

3.3. HERRAMIENTA *INDIFRAG*

IndiFrag es la herramienta que ha sido creada para llevar a cabo el proceso de cálculo automático de los índices de fragmentación utilizados en este proyecto, y constituye uno de sus objetivos. Se trata de una caja de herramientas de secuencias de comandos para *ArcToolbox*, extensión del software *ArcGis*.

La herramienta ha sido diseñada de manera general, con el fin de poder ser utilizada con cualquier tipo de clasificación, siempre que se quiera conocer la fragmentación y distribución espacial de los objetos a estudiar. Es decir, su uso no es exclusivo para el análisis de la fragmentación urbana.

IndiFrag es una *Toolbox* que consta de varios ficheros de código *Python* asociados a la herramienta, de forma que al introducir las capas con la información de entrada, automáticamente se calculan los índices que el usuario considere. A diferencia de aplicaciones realizadas por otros autores como McGarigal et al. (2012), Wei y Zhang (2012) y Angel et al. (2010) entre otros, *IndiFrag* trabaja con datos vectoriales, es decir, capas en formato *shape*. De este modo, la limitación de escala encontrada al trabajar con imágenes en formato *raster* desaparece.

En cuanto a la disposición de *IndiFrag*, se divide en dos *Toolsets*, en los cuales se encuentran los *Scripts*, que son los códigos de *Python* donde se hallan las funciones y el geoprocesamiento que cada ventana lleva a cabo. Su estructura se muestra en la Figura 13.

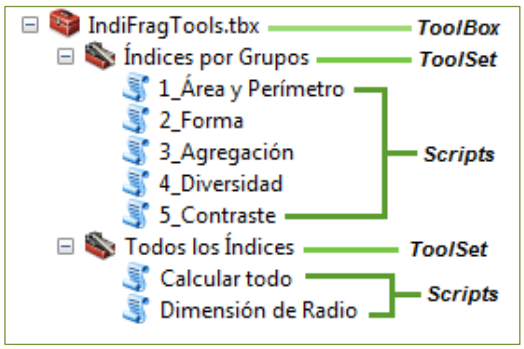


Figura 13: Estructura de *IndiFrag*

3.3.1. Datos de entrada

Los datos de entrada requeridos para poder ejecutar la herramienta *IndiFrag* son dos capas vectoriales con entidades poligonales. La primera capa será aquella que contenga los objetos clasificados, son la unidad mínima y a través de ellos se llevará a cabo el cálculo de la fragmentación. La segunda capa contiene a los súper-objetos, que constituyen la unidad máxima ya que abarcan a los anteriores y los definen con unos límites que establecen a qué súper-objeto pertenece cada objeto de la primera capa. Por otro lado, en el caso de aplicar el índice de Dimensión de Radio, hará falta una capa vectorial puntual con un único punto céntrico, como se explica más adelante.

- **Capa con los objetos**

Esta capa dispone de tantos campos como objetos haya. Algunos de los ejemplos de esta capa serían, límites de parcelas catastrales, manzanas o una clasificación. Debe contener aquello de lo que se quiera conocer su dispersión o fragmentación en forma de objetos o rodales, el único requisito de la capa es que tiene que existir un campo con la clasificación asignada de los objetos, ya sea su tipología, uso de suelo, etc. en formato texto, puesto que su clase afecta en gran medida al estudio de la fragmentación (Figura 14).

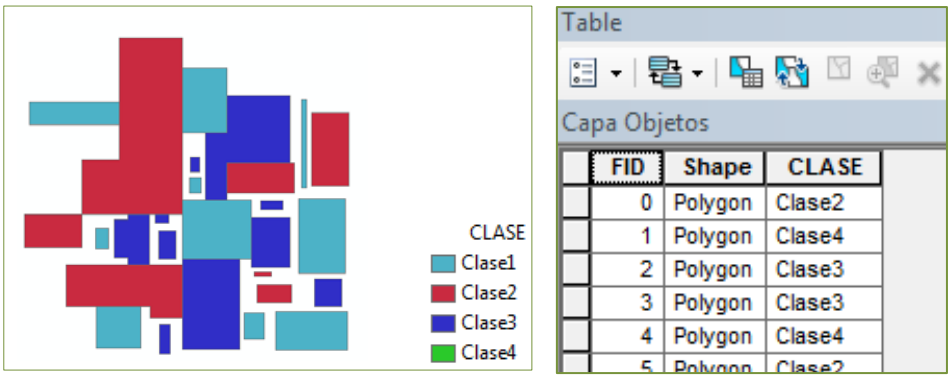


Figura 14: Ejemplo de capa con los objetos y sus campos mínimos

Tras el cálculo, los resultados son almacenados en la tabla de atributos de esta capa.

- **Capa con los súper-objetos**

En esta capa se encuentran los objetos con mayor volumen. Algunos ejemplos podrían ser, límites administrativos, barrios, distritos censales, etc. estos objetos definen los límites con los que se calculará la fragmentación de los objetos anteriores, separando su cálculo para posteriormente poder comparar los resultados entre distintos súper-objetos. Debe disponer de un campo con el nombre del súper-objeto para poder diferenciarlos y este campo debe estar en formato texto igual que el campo con la clasificación anterior (Figura 15).

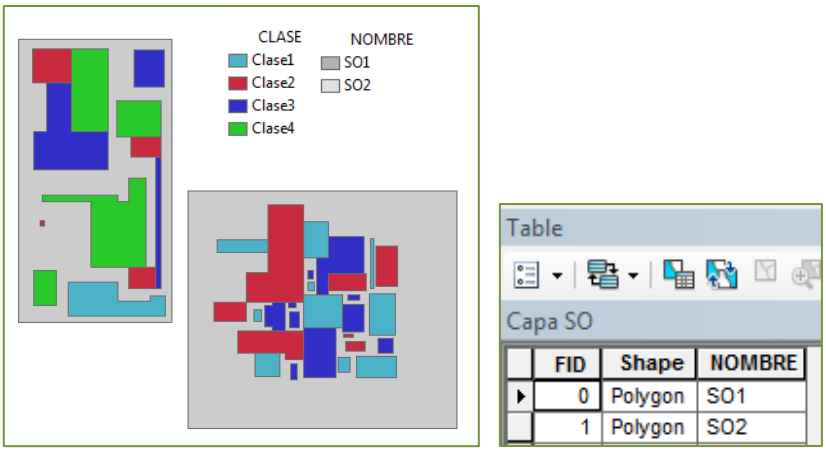


Figura 15: Ejemplo de capa con los súper-objetos y sus campos mínimos

- **Capa con punto céntrico**

Como se ha mencionado anteriormente, si se desea aplicar el índice de Dimensión de Radio será preciso introducir una capa puntual con un único punto, este punto debe localizarse en la zona central del estudio, ya sea o no un centro geométrico. Por ejemplo, en el caso de una ciudad, podría ser su ayuntamiento.

3.3.2. Preprocesado de los datos

Para el buen funcionamiento de la herramienta es necesario asegurarse de que las capas de entrada cumplen ciertos requisitos. Este proceso no será necesario en todos los casos, pero es preferible comprobar la calidad de las capas de entrada para asegurar un buen resultado.

La mayoría de las reglas que se aconsejan cumplir se pueden solventar mediante reglas de topología de *ArcGis*, una vez se dispone de los datos de entrada en un *Feature Dataset* de una *Geodatabase*, se pueden añadir las reglas de topología y corregir los errores automáticamente. Los errores que se recomiendan revisar son los siguientes:

- **Un objeto en dos súper-objetos**

Hay que tener en cuenta que si el límite de un súper-objeto pasa por encima de un objeto se trata de un error (Figura 16), esto no debería de suceder ya que en la realidad no existe esta situación, por lo que hay que solucionarlo, bien comprobando que los límites de los súper-objetos son correctos y si no es así corregirlo, o haciendo una intersección de ambas capas para que el objeto se convierta en dos nuevos objetos con una de sus partes en cada súper-objeto.

Figura 16: Ejemplo de un mismo objeto en dos súper-objetos

En el caso que exista este error y no se resuelva, el programa será incapaz de identificar correctamente a que súper-objeto pertenece el objeto, asignándole el primero que encuentre, lo cual enturbia los resultados.

- **Eliminar polígonos residuales**

Hay que comprobar que todos los objetos de la capa de entrada son realmente objetos en sí, y no objetos que son el resultado de operaciones previas que generan polígonos con áreas muy pequeñas, casi imperceptibles (Figura 17). Estos residuos no aportan área al súper-objeto, pero sí que aportan un incremento en el número de objetos, lo cual modifica

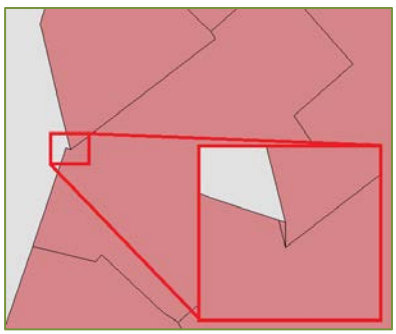


Figura 17: Ejemplo polígono residual con área = 0,000001 m^2

el resultado de algunos índices. Es por ello que es conveniente eliminarlos, ya sea borrándolos o uniéndolos a los objetos que pertenecían anteriormente.

- **Eliminar polígonos duplicados**

Igual que en el caso anterior, la presencia de polígonos duplicados altera el resultado de la herramienta, por lo que es aconsejable comprobar si existen, y en su caso eliminar los elementos duplicados. Este error incrementa el número de objetos en el cálculo y también aumenta el valor del área total, por ello es importante prescindir de ellos, además de que en la realidad esos objetos no existen.

- **Eliminar solape de polígonos**

Cuando dos o más objetos se solapan se trata de un error. Por ejemplo, en la realidad dos parcelas catastrales no pueden estar en el mismo lugar, es decir, el suelo que ocupan es de una o de otra, no siendo posible compartir un trozo de terreno en este caso (Figura 18), así que cuando se encuentra esta situación, hay que asignar el fragmento compartido a uno de los dos objetos.

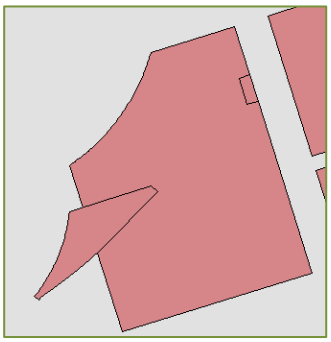


Figura 18: Ejemplo de solape entre polígonos

3.3.3. Ejecutando *IndiFrag*

El uso de esta herramienta es muy sencillo para cualquier usuario con un nivel medio en el manejo de SIGs de escritorio. Se trata de una caja de herramientas donde sólo es necesario seleccionar las capas de entrada. No requiere instalación, ya que para utilizarla se puede acceder desde *ArcCatalog* o *ArcToolbox*. Sin embargo, para poder ejecutar la herramienta es necesario tener instalada la versión 10.1 de *ArcGis* con la versión de *Python* 2.7, el cual se instala por defecto. Como requisito para el correcto desarrollo del cálculo hay que tener en cuenta que el símbolo decimal definido por el ordenador debe ser el punto, si no es así en el panel de control, métodos de entrada, formatos, configuración adicional se puede cambiar el símbolo, aunque sólo sea para el momento del cálculo.

- **Ejecutar desde *ArcCatalog* de *ArcGis***

Una vez abierto *ArcGis,* desplegar la ventana de *Catalog* y buscar la ruta de la carpeta donde se encuentra la caja de herramientas (Figura 19), una vez abierta haciendo doble *click* sobre la opción que se desea ejecutar se abrirá la ventana pidiendo los datos de entrada, con lo que ya será posible su uso.

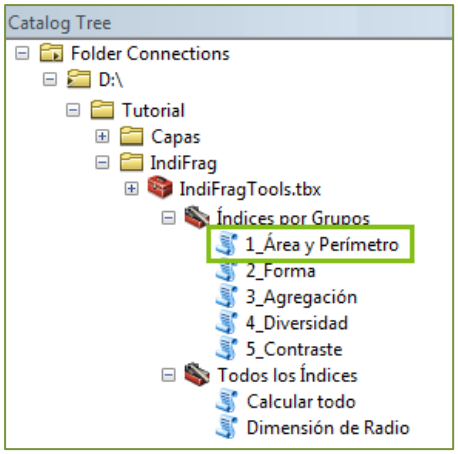


Figura 19: Ejecutar *IndiFrag* desde *ArcCatalog*

- **Ejecutar desde *ArcToolbox* de *ArcGis***

Para poder cargar la caja de herramientas en *ArcToolbox* hay que abrir la ventana desde cualquiera de las extensiones de *ArcGis*, posteriormente una vez realizado para añadir la herramienta se buscar la ruta donde se encuentra y se selecciona la caja de herramientas (Figura 20), si se quiere guardar la configuración por defecto para que *IndiFrag* aparezca al abrir de nuevo el programa, hay que guardar la configuración a por defecto.

Del mismo modo que en el caso anterior, una vez se tiene la caja de herramientas cargada haciendo doble *click* en la herramienta se abren las ventanas para ejecutar la deseada.

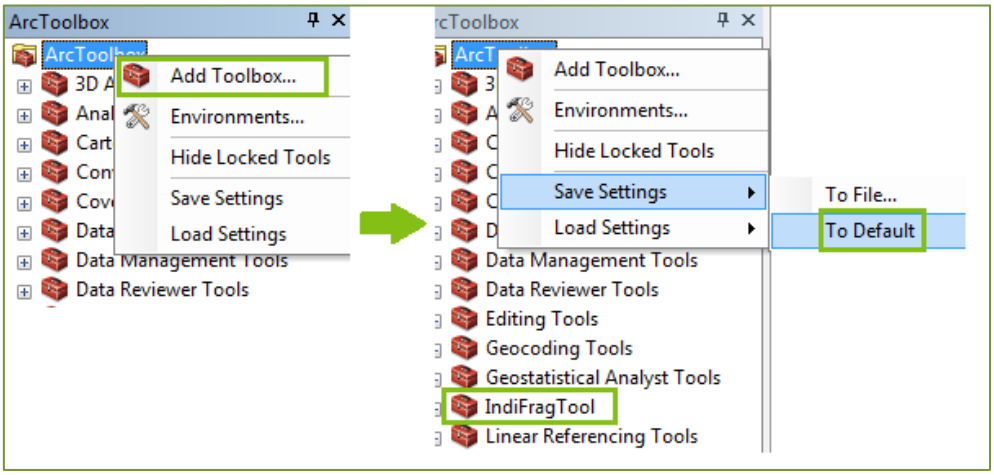


Figura 20: Ejecutar desde ArcToolbox

Para facilitar el manejo de la herramienta, a modo de ayuda se ha creado un fichero con el que al abrir cualquiera de las opciones deseadas aparece una ventana donde al desplegar la ayuda se puede encontrar una breve descripción, escrita y gráfica, de lo que realiza cada herramienta, informa del tipo de datos de entrada y salida haciendo *click* en cada casilla. En las ventanas por grupos, en el *ítem description* de cada una hay una descripción detallada de todos los campos y

un resumen de sus características.

En todas las opciones, independientemente de su grupo, se calculan unos campos mínimos para todos los objetos, clases y súper-objetos, algunos de estos campos son el área, perímetro, número de objetos, súper-objeto al que pertenecen, etc. Se trata de campos básicos que son necesarios para la mayoría de medidas que se calculan en esta herramienta.

A continuación se describen los dos *toolsets* o agrupaciones de herramientas en los que está dividida la herramienta *IndiFrag*, se pueden utilizar indistintamente en función de lo que quiera calcular el usuario.

3.3.3.1. Índices por Grupos

En primer lugar, al desplegar la opción de calcular los "Índices por Grupos" aparece una lista con varias herramientas diferentes para cada grupo de medidas, haciendo doble *click* sobre cualquiera de ellas se abre una ventana donde se puede escoger los índices a calcular de ese grupo mediante un *checkbox*.

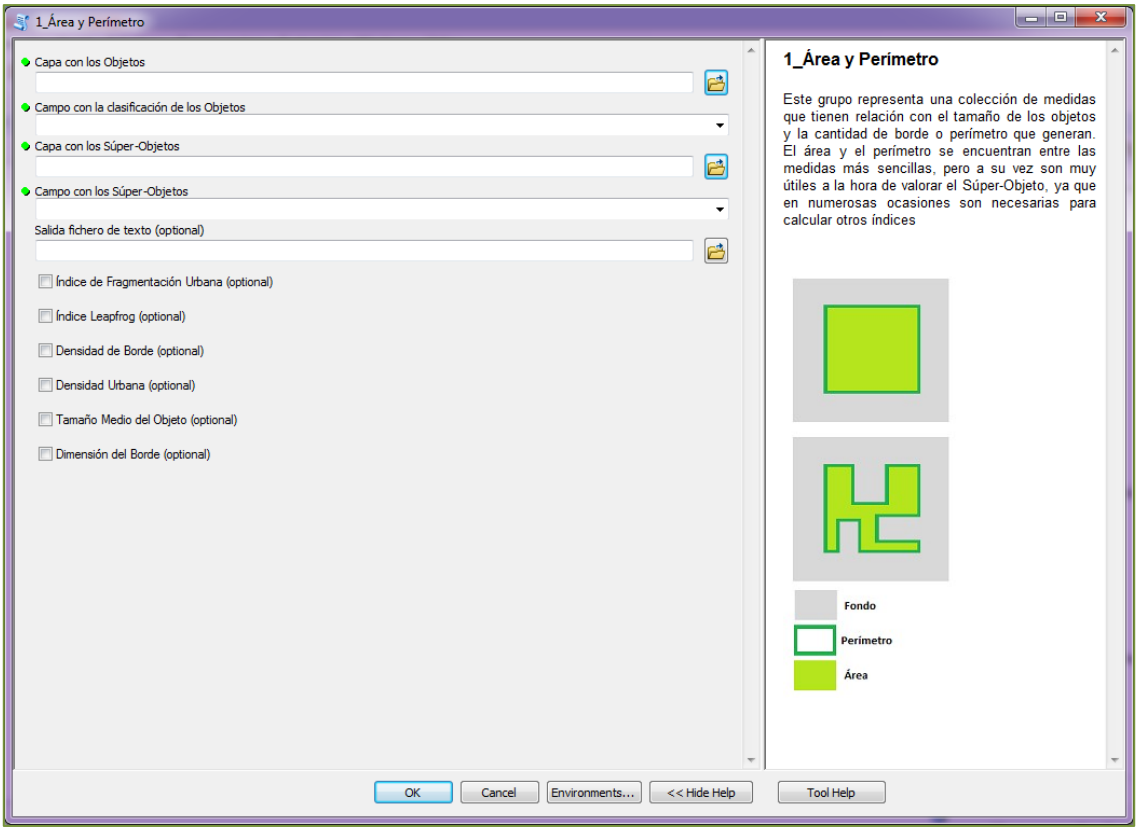


Figura 21: Ejemplo de la opción de índices por grupos. Ventana "Área y Perímetro"

Al abrir alguna de las opciones, aparece una ventana pidiendo la capa de entrada con los objetos, así como el nombre del campo donde se encuentra la clasificación de los objetos, a continuación se requiere la capa con los súper-objetos y el campo que los diferencia entre ellos, estos datos de entrada son obligatorios. Por otro lado, opcionalmente, se pueden guardar los resultados en un

fichero de texto indicando la ruta y el nombre (sin añadir la extensión ".txt"). Por último, aparece la lista de *checkbox* donde hay que seleccionar los índices que se quieren calcular, si no se selecciona ninguno sólo se calcularán los campos básicos comunes a todas las herramientas.

En la Figura 21 se puede observar a la derecha la ayuda de la herramienta, arriba las casillas para seleccionar las capas de entrada y salida, y por último los *checkbox* con todos los índices posibles de calcular en este grupo.

3.3.3.2. Todos los Índices

A diferencia de la anterior, otra opción más rápida, si lo que se quiere es calcular el programa completo, es la herramienta "Calcular todo" (Figura 22), puesto que esta opción es más rápida en el cálculo que ejecutar los cinco grupos independientes por separado. En este caso se ejecuta en un único proceso, y no existe la posibilidad de escoger los índices a calcular, puesto que los calcula todos.

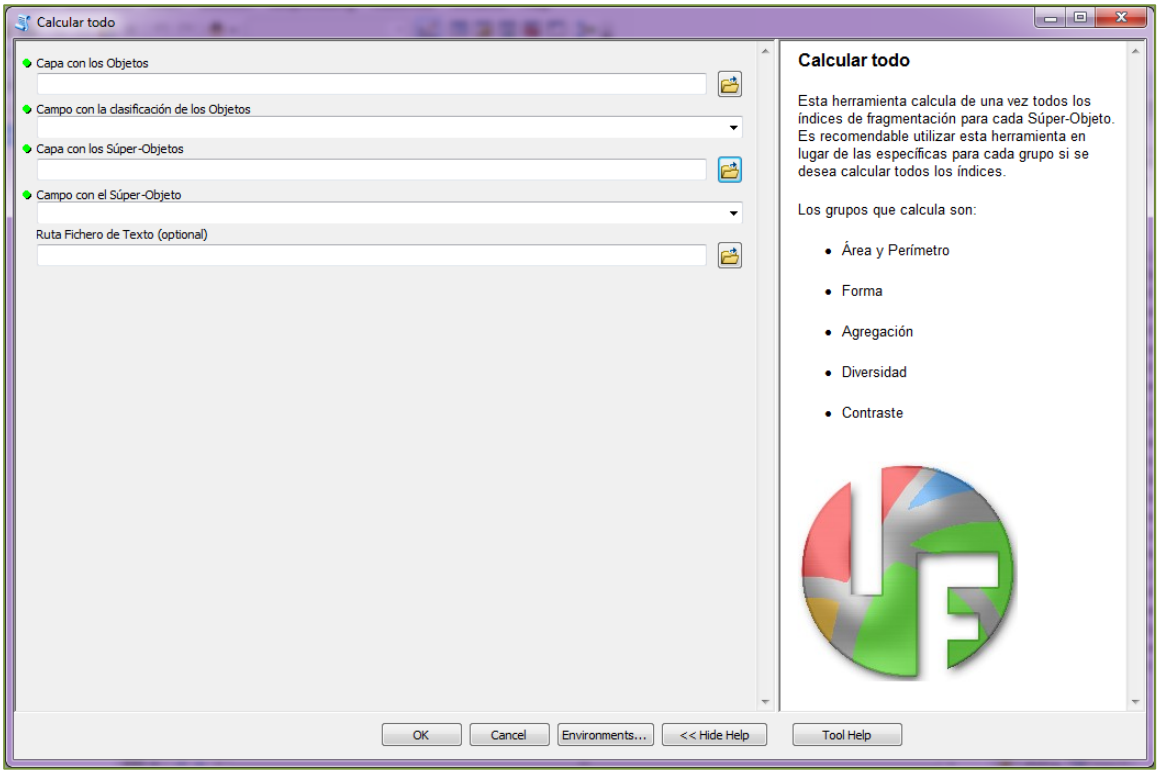


Figura 22: Ejemplo de la opción de todos los índices. Ventana "Calcular todo"

En este conjunto de herramientas "Todos los índices" se encuentra la opción de Calcular todo arriba explicada, pero también existe la opción de calcular el índice de Dimensión de Borde, el cual forma parte del grupo de agregación, sin embargo, se ha situado aparte porque los datos de entrada son diferentes del resto, ya que se precisa de un punto céntrico que el usuario debe introducir como una capa *shape* puntual, es por ello, que para facilitar su uso se ejecutará individualmente.

Una vez ejecutada cualquiera de las herramientas, el resultado de los índices

evaluados se almacena en la capa de entrada con los objetos, cargando la capa en *ArcMap* se puede comprobar que los valores calculados aparecen en la tabla de atributos, y si adicionalmente se ha querido guardar los resultados en un fichero de texto, se habrá generado un documento (.txt) en la ruta especificada y con en el nombre asignado. En función de la opción seleccionada, el fichero de texto será un único documento o bien tres distintos. Si se ha calculado la herramienta por grupos, se habrá creado un único fichero con los resultados estructurados por niveles, en primer lugar los índices de nivel de objeto, en segundo lugar los de clase y por último, los de nivel de súper-objeto. Al contrario, si se ha ejecutado la opción calcular todo, se crean tres ficheros diferentes uno para cada nivel, debido a que la cantidad de datos es mucho mayor y así resulta más sencilla su interpretación. Sin embargo, si se desea se pueden unificar manualmente en un solo archivo.

3.3.4. Validación de *IndiFrag*

Para comprobar la veracidad de los índices aplicados en este proyecto se ha utilizado una herramienta distribuida libremente, llamada *FRAGSTATS* (McGarigal et al., 2012), que aplicándola a una zona concreta del estudio permitirá comparar los resultados (Figura 23). De este modo, se dispone de un programa que ayudará a validar los índices programados en *IndiFrag* y ver si éstos han sido bien implementados. Debido a que *FRASGTATS* no tiene en común todos los índices con *IndiFrag*, sólo se han podido validar los que son ejecutados en ambos programas y que aparecen en la Tabla 27 como extraídos de McGarigal et al. (2012).

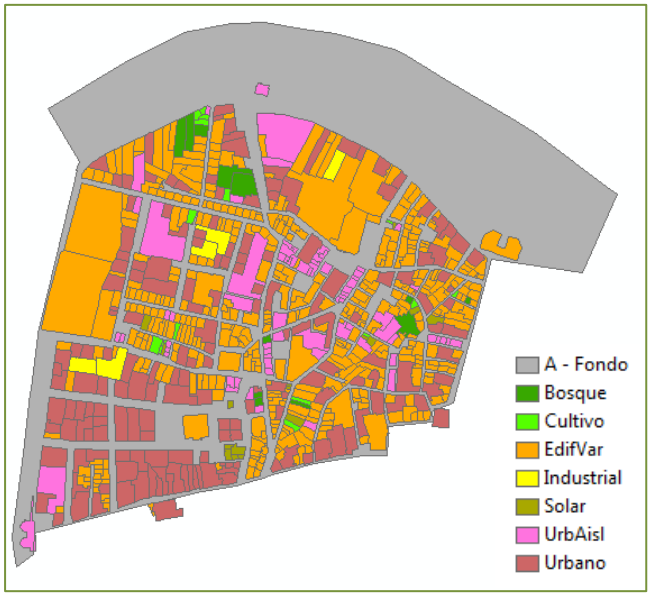


Figura 23: Zona seleccionada para la validación de la herramienta

La muestra de evaluación utilizada para validar la herramienta ha sido de un súper-objeto que disponía de todas las clases, como es el caso del barrio del Carmen, en los índices de nivel de súper-objeto se han comparado todos los resultados, considerando que si eran coincidentes en este barrio lo serían tambié en el resto. Dentro de este barrio han sido comparados todos los resultados de los índices de nivel de clase. Y por último, en los índices de nivel de objeto se ha comparado una muestra del 10% de los datos, teniendo en cuenta que la fórmula aplicada es la misma, si el diez por ciento de los objetos escogidos aleatoriamente tienen resultados iguales, se puede dar por validado.

FRAGSTATS es un programa de análisis de patrones espaciales para mapas categóricos o clasificados que representan el paisaje como un modelo de mosaicos a través de su configuración espacial. Este programa trabaja con imágenes *raster* en diferentes formatos, y la salida de los resultados obtenidos son tablas en formato *ascii*. Trabaja con tres niveles de medida, correspondientes a un primer nivel de objeto, un segundo nivel de tipo de objeto o clase del mosaico y un tercer y último nivel de paisaje o territorio, que es el fondo del conjunto de los datos.

Debido a que *FRAGSTATS* trabaja con imágenes *raster* e *IndiFrag* con datos vectoriales, hay que realizar una conversión de los datos para poder ejecutarlos en la herramienta de validación. Para la conversión de datos se ha utilizado el software *ArcGIS*, la herramienta *Feature to Raster*, y se ha generado un *GRID* de *ESRI* con un tamaño de píxel de un metro, al visualizar la imagen de salida se ha observado que al crear el *raster* los polígonos contiguos de la misma clase se unificaban. Es por ello que para la comprobación se ha hecho un *Dissolve* (creando objetos individuales para cada grupo de objetos de la misma clase) de los datos vectoriales, para que los datos de entrada en los dos programas sean los mismos (Figura 24). Hay que resaltar que esto no interesa a la hora de trabajar con datos vectoriales, puesto que se dispone de una clasificación a nivel de parcela y hay que aprovechar la gran cantidad de información que ello aporta.

Figura 24: Datos vectoriales (izqda.), conversión a *raster* (ctro.) y *Dissolve* de los datos vectoriales (dcha.)

Una vez obtenida la capa vectorial similar a la *raster,* los datos de área y perímetro han cambiado, por lo que se vuelven a calcular creando un campo para cada caso con ayuda de *Calculate Geometry,* en metros cuadrados y metros respectivamente.

Para empezar, una vez realizada la recopilación de todos los índices utilizados en los dos programas, se ha instalado *FRAGSTATS* y se ha creado un nuevo modelo con los datos de interés. Para ello se ha convertido la imagen *raster* en formato *ascii,* que es uno de los formatos disponibles para trabajar, donde los valores son los códigos de la clasificación. Se requiere añadir otro fichero de texto (*.txt*) indicando el nombre de cada clase según su código para identificar las clases. Al crear el modelo, se ha especificado en cada nivel los índices que se quieren comprobar, solamente se han marcado los utilizados en este proyecto, mediante la opción *run* se generan tres ficheros con los resultados obtenidos, que permitirán realizar la comprobación.

En primer lugar, se comprueba el área y perímetro de las clases, como se observa en la Tabla 2 no coincide en ningún caso, aunque es aproximado, esto implicará que los índices no serán iguales y serán difícilmente comparables.

Tabla 2: Área y perímetro obtenido con *FRAGSTATS* (izqda.) y con *IndiFrag* (dcha.)

TYPE	AREA (ha)	PERIM (m)
Bosque	0,5081	962
Cultivo	0,1944	758
EdifVar	10,8198	17300
Industrial	0,4261	696
Solar	0,1877	678
UrbAisl	2,3769	4458
Urbano	7,2704	12744

Clase	Area (m^2)	Perim (m)
Bosque	5091,44	822,86
Cultivo	1929,78	619,359
EdifVar	108220	14368,7
Industrial	4264,45	581,499
Solar	1880,4	563,705
UrbAisl	23808,1	3787,01
Urbano	72701,3	10854,3

Se ha observado que las diferencias de área y sobre todo de perímetro se deben a que el *raster* es de 1m/pixel y por ello los bordes de los objetos varían, siendo en este caso la capa vectorial mucho más precisa, como se puede comprobar en la Figura 25.

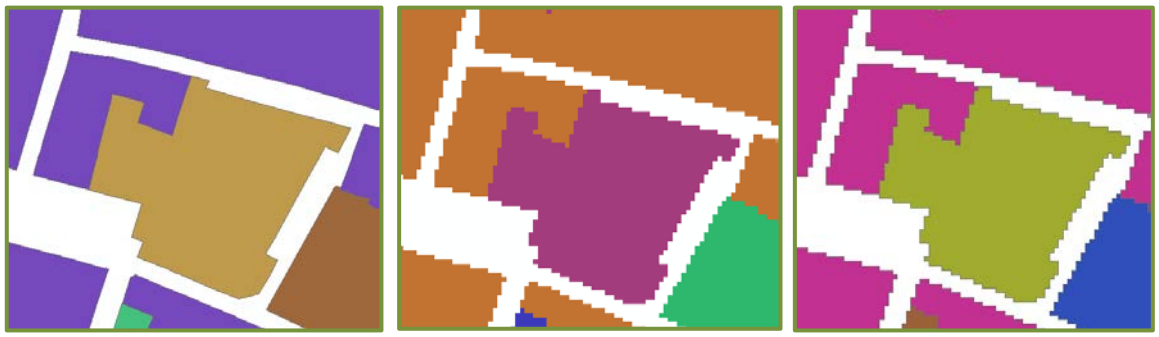


Figura 25: Detalle errores de área y perímetro, dato vectorial (izqda.), raster (ctro.) y vectorial definitivo (dcha.)

Para poder realizar la comprobación de manera más exacta se ha convertido el *raster* de nuevo a capa vectorial, sin simplificar los bordes, para hacer una comprobación más fiel a los datos. Este paso sólo se lleva a cabo para la comprobación de *IndiFrag*.

De nuevo se vuelven a calcular los datos de área y perímetro, para comprobar los resultados, como se observa en la Tabla 3 los resultados coinciden adecuadamente aunque las unidades sean distintas.

Tabla 3: Área y perímetro recalculado con *FRAGSTATS* (izqda.) y con *IndiFrag* (dcha.)

TYPE	AREA (ha)	PERIM (m)
Bosque	0,5081	962
Cultivo	0,1944	758
EdifVar	10,8198	17300
Industrial	0,4261	696
Solar	0,1877	678
UrbAisl	2,3769	4458
Urbano	7,2704	12744

Clase	Area (m^2)	Perim (m)
Bosque	5081	962
Cultivo	1944	758
EdifVar	108198	17295
Industrial	4261	696
Solar	1877	678
UrbAisl	23769	4458
Urbano	72704	12744

Una vez se ha verificado que los datos de entrada son los mismos, se procede a hacer una comparación de todos los índices que han sido programados en ambas herramientas.

- **Nivel de objeto**

En primer lugar, se ha comprobado la veracidad de los índices a nivel de objeto, como se ha mencionado anteriormente, la muestra de evaluación seleccionada es del 10% de los datos, lo que resulta en un total de 25 objetos seleccionados aleatoriamente (Figura 26).

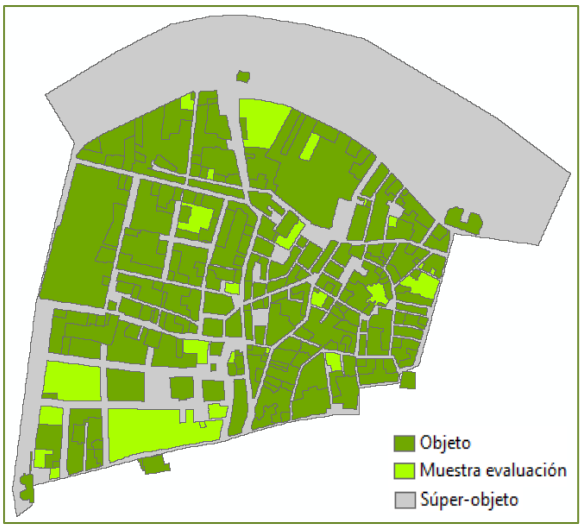


Figura 26: Muestra de evaluación a nivel de objeto

Tabla 4: Comparación de la muestra de los resultados a nivel de objeto *FRAGSTATS* (izqda.) e *IndiFrag* (dcha.)

TYPE	AREA	PERIM	FRAC	SHAPE	ECON
Bosque	0,0063	42	1,1351	1,3125	73,81
Bosque	0,0775	206	1,1849	1,8393	93,69
Cultivo	0,0055	42	1,1735	1,4	45,24
Cultivo	0,0167	60	1,0582	1,1538	78,33
Cultivo	0,0439	102	1,0646	1,2143	57,84
EdifVar	0,0069	38	1,0634	1,1176	81,58
EdifVar	0,0204	68	1,0655	1,1724	47,06
EdifVar	0,0361	90	1,0574	1,1842	12,22
EdifVar	0,0571	114	1,0555	1,1875	16,67
EdifVar	0,1046	158	1,0575	1,2154	24,68
EdifVar	0,1482	228	1,1075	1,4805	51,32
Industri	0,0694	156	1,1199	1,4717	100
Industri	0,1546	256	1,1327	1,6203	92,97
Solar	0,0047	38	1,1695	1,3571	60,53
Solar	0,0056	36	1,0917	1,2	52,78
Solar	0,0576	108	1,0371	1,125	0,00
UrbAisl	0,0127	56	1,0896	1,2174	51,79
UrbAisl	0,0459	112	1,0873	1,3023	37,50
UrbAisl	0,083	204	1,1699	1,7586	43,63
UrbAisl	0,4299	336	1,0592	1,2727	58,33
Urbano	0,0246	70	1,0398	1,0938	22,86
Urbano	0,0526	118	1,0804	1,2826	59,32
Urbano	0,0985	136	1,0232	1,0794	28,68
Urbano	0,4663	310	1,03	1,1314	11,29
Urbano	0,9562	596	1,0919	1,5204	5,20

CLASE	AreaO	Perim	DFO	IFO	RCBO
Bosque	63	42	1,1351	1,3229	0,7381
Bosque	775	206	1,1849	1,8499	0,9369
Cultivo	55	42	1,1735	1,4158	0,4524
Cultivo	167	60	1,0583	1,1607	0,7833
Cultivo	439	102	1,0646	1,2171	0,5784
EdifVar	69	38	1,0634	1,1437	0,8158
EdifVar	204	68	1,0655	1,1902	0,4706
EdifVar	361	90	1,0574	1,1842	0,1222
EdifVar	571	114	1,0555	1,1927	0,1667
EdifVar	1046	158	1,0575	1,2213	0,2468
EdifVar	1482	228	1,1075	1,4806	0,5132
Industri	694	156	1,1199	1,4804	1,0000
Industri	1546	256	1,1327	1,6277	0,9297
Solar	47	38	1,1695	1,3857	0,6053
Solar	56	36	1,0917	1,2027	0,5278
Solar	576	108	1,0371	1,1250	0,0000
UrbAisl	127	56	1,0896	1,2423	0,5179
UrbAisl	459	112	1,0874	1,3069	0,3750
UrbAisl	830	204	1,1699	1,7702	0,4363
UrbAisl	4299	336	1,0592	1,2811	0,5833
Urbano	246	70	1,0398	1,1158	0,2286
Urbano	526	118	1,0804	1,2863	0,5932
Urbano	985	136	1,0232	1,0833	0,2868
Urbano	4663	310	1,0300	1,1349	0,1129
Urbano	9562	596	1,0919	1,5237	0,0520

En la Tabla 4 se muestra el resultado de los cinco índices a nivel objeto de las dos herramientas, para comprobar su similitud se ha calculado el residuo de cada objeto, restando al resultado obtenido con *IndiFrag* el de *FRAGSTATS* y obteniendo así el valor que los diferencia, posteriormente se ha hecho la media de los residuos de cada índice obteniendo el resultado que se muestra en la Tabla 5.

Tabla 5: Residuos medios de *IndiFrag* respecto a *FRAGSTATS,* de los índices a nivel objeto

	Res_Area	Res_Perim	Res_DFO	Res_IFO	Res_RCBO
Nivel Objeto	0,0000	0,0000	0,0000	0,0094	0,0000

A excepción del Índice de Forma, las diferencias son nulas, y en cuanto al IFO el resultado obtenido difiere en el orden de la milésima a pesar de ser la misma fórmula, lo que debe ser una diferencia en el cómputo de la raíz cuadrada con respecto a los decimales.

- **Nivel de clase**

En segundo lugar, para comprobar los índices en un segundo nivel, nivel de clase, se han comparado todas las tipologías dentro del súper-objeto, en este caso se trata de siete clases que han sido evaluadas con las dos herramientas. En la Tabla 6 se observan los quince índices que los dos programas tienen en común a nivel de clase evaluados por *FRAGSTATS*, mientras que en la Tabla 7 se muestran los mismos calculados por *IndiFrag*, como la nomenclatura de los índices no es la misma se han ordenado igual en las dos tablas para su mejor identificación.

Tabla 6: Resultados de los índices a nivel de clase con *FRAGSTATS*

TYPE	CA	TE	NP	AREA_MN	ED	FRAC_AM	FRAC_MN	SHAPE_MN
Bosque	0,5081	962	8	0,0635	24,1257	1,0962	1,1161	1,3962
Cultivo	0,1944	758	11	0,0177	19,0096	1,1172	1,1433	1,3767
EdifVar	10,8198	17300	99	0,1093	433,8612	1,1403	1,117	1,4651
Industrial	0,4261	696	3	0,142	17,4548	1,1246	1,1242	1,5566
Solar	0,1877	678	10	0,0188	17,0033	1,098	1,119	1,326
UrbAisl	2,3769	4458	34	0,0699	111,8008	1,1067	1,104	1,369
Urbano	7,2704	12744	90	0,0808	319,6028	1,0977	1,1017	1,3709

TYPE	PARA_MN	PD	ENN_MN	MESH	DIVISION	SPLIT	TECI
Bosque	3785,4026	20,0629	40,5542	0,0018	1	21621,3771	78,3784
Cultivo	5385,345	27,5866	48,184	0,0001	1	302245,73	65,5673
EdifVar	2983,195	248,279	7,6719	0,1647	0,9959	242,0324	41,9769
Industrial	1769,6566	7,5236	156,2297	0,0017	1	22856,9815	92,3851
Solar	4862,4045	25,0787	43,3056	0,0001	1	273136,801	59,587
UrbAisl	3086,6366	85,2675	20,4312	0,0115	0,9997	3469,5937	42,306
Urbano	2721,3565	225,7082	8,0939	0,0464	0,9988	860,2046	50,7533

Tabla 7: Resultados de los índices a nivel de clase con *IndiFrag*

CLASIF	AreaCl	PerimCl	NobCl	TMCl	DBCl	DFP	DFCl	IFCl
Bosque	5081	962	8	635,1250	0,0024	1,0962	1,1161	1,4059
Cultivo	1944	758	11	176,7270	0,0019	1,1173	1,1433	1,4054
EdifVar	108198	17295	99	1092,9100	0,0434	1,1403	1,1170	1,4801
Industrial	4261	696	3	1420,3300	0,0017	1,1246	1,1242	1,5625
Solar	1877	678	10	187,7000	0,0017	1,0980	1,1190	1,3422
UrbAisl	23769	4458	34	699,0880	0,0112	1,1067	1,1040	1,3849
Urbano	72704	12744	90	807,8220	0,0320	1,0977	1,1017	1,3863

CLASIF	RMPA	DOCl	DEMvp	TEMCl	GDCl	ISCl	RCBCl
Bosque	0,3785	20,0629	39,4189	18,4422	1	21621,4004	0,7838
Cultivo	0,5385	27,5866	46,9170	1,3193	1	302246,0000	0,6557
EdifVar	0,2983	248,2790	6,4730	1647,4900	0,9959	242,0320	0,4199
Industrial	0,1770	7,5236	154,8520	17,4452	1	22857,0000	0,9239
Solar	0,4862	25,0787	42,0658	1,4599	1	273137,0000	0,5959
UrbAisl	0,3087	85,2675	19,2054	114,9260	0,9997	3469,5901	0,4231
Urbano	0,2721	225,7080	6,9289	463,5470	0,9988	860,2050	0,5075

De nuevo se han calculado los residuos medios para poder cuantificar las diferencias entre los índices calculados a este nivel (Tabla 8). El resultado del residuo del perímetro es distinto de cero porque hay una diferencia de 5 metros en el perimetro de la clase EdifVar, este error puede ser debido a la conversión de los datos vectoriales a *raster,* ya que es un caso aislado y no se repite en el resto de clases. En cuanto al residuo del Tamaño Medio, no se trata de un error, sino de que las unidades de medidas son distintas y los decimales no aparecen al medir en hectáreas. Por otro lado, el Índice de Forma tiene un error de orden centesimal como ya se ha visto en el nivel de objeto, teniendo en cuenta que este índice es la media del de nivel de objeto el error era esperado. El residuo más elevado es el de la Distancia Euclídea Media del Vecino más Próximo, es del orden de un metro, y se debe a que el método de calcular la distancia entre los objetos es diferente, en *IndiFrag* se ha realizado mediante una función de *ArcGis,* por lo cual se considera adecuado para cuantificar este índice. De nuevo, las diferencias del Tamaño Efectivo de Malla se deben a los decimales, por tratarse de diferentes unidades de medida, al validar el TEM directamente se validan otros índices como son la Densidad Efectiva de Malla y el Producto Neto ya que son proporcionales al ya validado por *FRAGSTATS*. Lo mismo sucede con el Grado de Divergencia y el Grado de Coherencia por ser uno función del otro. Por último, el Índice de Separación genera unos residuos de orden centesimal debido a que en el cálculo de *FRAGSTATS* convierte de hectáreas a metros cuadrados perdiendo decimales en el cálculo y modificando el resultado.

Tabla 8: Residuos medios de *IndiFrag* respecto a *FRAGSTATS,* de los índices a nivel de clase

	Res_AreaCl	Res_PerimCl	Res_NobCl	Res_TMCl	Res_DBCl	Res_DFP	Res_DFCl	Res_IFCl
Nivel Clase	0,0000	-0,7143	0,0000	-0,0426	0,0000	0,0000	0,0000	0,0152
	Res_RMPA	**Res_DOCl**	**Res_DEMvp**	**Res_TEMCl**	**Res_GDCl**	**Res_ISCl**	**Res_RCBCl**	
	0,0000	0,0000	-1,2299	0,2328	0,0000	0,0726	0,0000	

Es por todo lo anterior mencionado que se valida la herramienta a nivel de clase, comprobando así un total de dieciocho índices de *IndiFrag*.

- **Nivel de súper-objeto**

Por último, para validar los índices a nivel de súper-objeto, se han comparado los quince índices en común en este nivel en ambas herramientas, considerando que si los índices son iguales en un súper-objeto, lo serán en todos los demás si la capa de entrada contiene más de uno. En la Tablas 9 y 10 pueden observarse los resultados obtenidos ordenados del mismo modo.

Tabla 9: Resultados de los índices a nivel de súper-objeto con *FRAGSTATS*

TA	TE	PR	NP	AREA_MN	ED	FRAC_MN
39,8745	31943	7	255	0,0854	801,0884	1,1111

SHAPE_MN	PD	MESH	DIVISION	SPLIT	SHDI	SHEI
1,4087	639,5065	0,2265	0,9943	176,0755	1,2032	0,6183

Tabla 10: Resultados de los índices a nivel de súper-objeto con *IndiFrag*

AreaSO	PerimSO	PerimT	NCl	NobSO	TMSO	DBSO	DFSO
398745	3568	28639	7	255	854,2510	0,0808	1,1111

IFSO	DOSO	TEMSO	GDSO	ISSO	DSHAN	USHAN
1,4239	639,5060	2264,6299	0,9943	176,0760	1,2032	0,6183

Se han calculado los residuos de los índices del nivel de súper-objeto (Tabla 11), donde se observa que la diferencia entre los perímetros de los súper-objetos es de 264 metros, esto se debe a que *FRAGSTATS* calcula el perímetro total como la suma del perímetro del súper-objeto y los perímetros de los objetos que lo forman, mientras que *IndiFrag* lo calcula por separado, por un lado el perímetro del súper-objeto y por otro el de sus objetos, si estas dos medidas se suman no dan lo mismo porque en este ejemplo hay bordes en común de los objetos con el súper-objeto, en la herramienta *FRAGSTATS* como trabaja con *raster* lo contabiliza una vez, mientras que *IndiFrag* hace la suma de los dos perímetros y se repite la cifra de los objetos que se solapan. Se ha decidido hacerlo por separado, porque dependiendo del índice que se calcula a veces hace falta el dato del perímetro exterior y otras solamente el de sus objetos. Por otro lado, de nuevo las diferencias del Tamaño Medio, del Índice de Forma, del Tamaño Efectivo de Malla y del Índice de Separación se repiten, pero son mínimas por lo que no se tienen en cuenta, la Densidad de Borde y de Objeto varían debido a las unidades de medida, son del orden de la diezmilésima con lo que no afectan al resultado.

Tabla 11: Residuos de *IndiFrag* respecto a *FRAGSTATS* de los índices a nivel de súper-objeto

Res_AreaSO	Res_Perim	Res_NCl	Res_NobSO	Res_TMSO	Res_DBSO	Res_DFSO
0,0000	264,0000	0,0000	0,0000	0,2510	0,0007	0,0000

Res_IFSO	Res_DOSO	Res_TEMSO	Res_GDSO	Res_ISSO	Res_DSHAN	Res_USHAN
0,0152	-0,0005	-0,3701	0,0000	0,0005	0,0000	0,0000

Una vez validado este nivel de medidas, con los índices directos y los indirectos como son Densidad Efectiva de Malla, el Producto Neto y el Grado de Coherencia que se calculan en función de índices que sí han sido validados, se han comprobado un total de dieciocho medidas a nivel de súper-objeto, lo que hace un total de cuarenta y un índices validados en la herramienta de *IndiFrag.* Teniendo en cuenta que *IndiFrag* cuenta con un total de cincuenta y cinco índices, se ha podido comprobar gran parte de su cómputo, a excepción de catorce índices que no han sido programados en ninguna herramienta de acceso libre para poder llevar a cabo el proceso de validación.

Se espera en un futuro encontrar estos índices programados por otras herramientas, o bien que sean añadidos en *FRAGSTATS* con el objetivo de poder comprobar sus resultados, sin embargo, se ha tratado de aplicar el índice en distintos casos para comprobar si los resultados tienen coherencia según los artículos de los que han sido extraídos.

3.3.5. Ventajas e Inconvenientes

En este apartado se exponen las ventajas e inconvenientes encontrados en el uso de la nueva herramienta *IndiFrag.* Gran parte de este análisis se realiza comparando la herramienta con otro software, que a diferencia del aquí empleado trabaja a nivel de pixel es decir con imágenes *raster*, llamado *FRAGSTATS* (McGarigal et al., 2012).

La primera ventaja encontrada en el uso de esta herramienta es su facilidad de uso para el usuario, debido a que los datos de entrada son básicos y no precisan mucho preprocesamiento. Además, la herramienta dispone de una ayuda que indica los datos a introducir en todo momento.

Por otro lado, al trabajar con formato vectorial frente a *raster* aparece la ventaja del uso de las relaciones topológicas, no se pierde el significado de objeto, ya que cada entidad es un objeto y puede almacenar sus características, mientras que el formato *raster* es una imagen donde se le asigna un valor a cada píxel, siendo éste su clasificación, su intensidad o por ejemplo su color, pero en cada imagen sólo se puede almacenar un único valor. Por consiguiente, los objetos de la misma clase que sean contiguos se unifican y se pierde la relación entre los objetos dentro de una misma clase.

Otra de las ventajas encontradas es la facilidad en la creación de mapas para mostrar los resultados obtenidos. Con una misma capa se pueden generar todos los mapas que se quieran con ayuda de la tabla de atributos, mientras que con el formato *raster* habría que generar un *raster* diferente para cada salida de mapas.

Se ha observado que el formato vectorial es más fiel a la realidad. Un objeto *rasterizado*, depende altamente del tamaño de pixel y además genera el efecto escalera en las líneas que forman los objetos, aumentando en gran medida el dato del perímetro que tanto se usa en los cálculos de los índices de fragmentación.

La principal desventaja encontrada en el uso de *IndiFrag* ha sido el tiempo computacional. Por dos motivos, en el formato *raster* los polígonos de la misma clase se unen y pasan a ser un único polígono, por lo que en el formato vectorial el número de polígonos aumenta considerablemente, y por otro lado, en *IndiFrag* se ejecutan todos los datos al mismo tiempo, es decir, acepta el cálculo de varios súper-objetos a la vez si están en la misma capa, cuanto mayor número hay mayor número de operaciones tiene que hacer y más aumenta el tiempo, sin embargo, en *FRAGSTATS* si se computa un alto número de súper-objetos necesita la introducción de tantos *rasters* como súper-objetos, pero el cálculo de los índices es más rápido. Esta desventaja en concreto se pretende mejorar, para lograr que el cálculo sea más rápido, aunque depende en gran medida del tiempo de ejecución de las operaciones de *ArcGis* y del cálculo con *Pyhton,* el cual no se considera uno de los lenguajes de programación más rápidos, pero sí de los más sencillos e

intuitivos.

Como ejemplo del tiempo de cómputo se muestra en la Tabla 12 el tiempo empelado en calcular los índices de fragmentación del paisaje en las dos herramientas en dos casos distintos, primero el caso de disponer de un único súper-objeto, seguido de otro ejemplo un mayor n súper-objetos, para observar como aumenta el tiempo de cálculo, acompañado de características del ordenador.

Tabla 12: Ejemplo del tiempo de cómputo empleado con las dos herramientas

Caso aplicado	***IndiFrag*** (57 índices)	***FRAGSTATS*** *(*55 índices*)*	**Características Ordenador**
1 barrio, 7 clases, 255 objetos	3' 42''	2''	4 GB RAM 2.13 GHz
5 barrios, 7 clases, 800 objetos	15' 10''	7' 39''	4 GB RAM 2.13 GHz

En la Tabla 12 se puede observar que el tiempo de cálculo en *FRAGSTATS* al incorporar más súper-objetos ha aumentado en gran medida, lo que quiere decir que cuantos más *rasters* se añadan al cálculo mayor tiempo empleará. Cabe decir, que el preprocesado llevado a cabo para preparar los *raster* a introducir es muy costoso, debido a que hace falta añadir varios ficheros de texto con las características de los *raster*, que tienen que ser comunes a todos los introducidos en el modelo.

Otra desventaja tanto del uso de datos vectoriales como de *IndiFrag*, es el solape entre polígonos, los polígonos residuales, resultado de las operaciones entre capas y los agujeros entre polígonos que deberían ser contiguos. Estos errores generan ruido en los resultados obtenidos con la herramienta, por lo que se recomienda el uso de reglas topológicas para solventarlos previamente al cálculo de la fragmentación.

3.4. RESULTADOS

En este apartado, se pretende explicar los resultados obtenidos tras aplicar la herramienta a los datos de entrada y su posterior análisis, con el objetivo de comprobar la utilidad de la misma.

En primer lugar, recordar que los datos de entrada han sido dos capas vectoriales. La primera con los objetos clasificados, en este caso de aplicación los objetos son parcelas catastrales clasificadas según el uso del suelo, cerca de 40.000 parcelas con diferentes tipologías de suelo. La segunda capa, son los límites de los barrios de Valencia, un total de 87 barrios.

Debido a que la clasificación de partida es de trece tipologías se ha simplificado a siete clases para llevar a cabo el estudio de la fragmentación del paisaje, agrupando los usos en función de sus similitudes, puesto que se considera que un número menor de clases dará resultados más significativos.

Las clases de las que se dispone finalmente en la clasificación son:

Tabla 13: Usos del suelo definitivos en la clasificación por parcelas

Clase original	Clase propuesta
Cítrico	Agrícola
Regadío	
Frutal de Secano	
No adosado	Vivienda
Urbano abierto	
Histórico	
Adosado	
Urbano	
Dotaciones	Dotaciones
Bosque	Bosque
Industrial	Industrial
Parque	Parque
Solar	Solar

Como se observa en la Tabla 13, las nuevas clases son más generales, se han agrupado los distintos tipos de cultivo en una única clase llamada agrícola, y las diferentes tipologías de viviendas en una única clase. El resto de usos permanecen como originalmente se encontraban.

En lo que respecta a la interpretación de los resultados obtenidos, para indicar el nivel de cada medida en los que se puede encontrar un mismo índice calculado a distinto nivel, y de ese modo diferenciarlos, se le ha asignado al final de cada alias las letras “O”, “Cl” o “SO”, en función de su nivel. Siendo “O” el nivel de Objeto, “Cl” nivel de Clase, y por último “SO” nivel de Súper-Objeto.

Tras el cálculo, los resultados aparecen plasmados en la tabla de atributos de

la capa con los objetos. Cada objeto de la capa tendrá asociado su valor de cada índice, ya sea éste a nivel de objeto, de clase o de súper-objeto. Adicionalmente, se pueden guardar los valores en un fichero de texto, en este caso, en primer lugar aparecen los índices de objeto, luego de clase, y por último de súper-objeto. En la Figura 27 se muestra un ejemplo.

FID	Shape	CLASS	AreaO	PerimO	IFO	IFCI
1039	Polygon	Vivienda	164.312	51.6034	1.00643	1.12115
1039	Polygon	Vivienda	301.199	79.6065	1.14673	1.12115
1039	Polygon	Vivienda	851.658	120.386	1.0313	1.12115
1039	Polygon	Vivienda	327.266	72.6942	1.00459	1.12115
1039	Polygon	Dotaciones	6814.51	331.458	1.00381	1.13676
1040	Polygon	Vivienda	191.912	62.2923	1.12415	1.12115
1040	Polygon	Vivienda	222.746	65.0096	1.08896	1.12115
1040	Polygon	Vivienda	223.067	65.483	1.0961	1.12115
1040	Polygon	Vivienda	247.535	64.9565	1.03215	1.12115
1040	Polygon	Vivienda	431.196	99.891	1.20262	1.12115
1040	Polygon	Vivienda	271.603	75.4486	1.14452	1.12115
1040	Polygon	Agricola	221.9	62.9497	1.05646	1.14415
1040	Polygon	Vivienda	274.778	71.8496	1.08361	1.12115
1040	Polygon	Vivienda	258.796	68.3123	1.0616	1.12115
1040	Polygon	Vivienda	330.064	93.6353	1.28849	1.12115

```
--------------
IndiFrag
--------------

Herramienta para el cáculo de Índices de Fragmentación de un área determinada...

Proyecto Final de Carrera de Ingeniería en Cartografía y Geodesia

Realizado por:      Marta Sapena Moll
Dirigido por:       Luis Angel Ruiz Fernandez
Fecha ejecución:    Sat Jul 12 22:26:12 2014

-------------------------------------------------
CÁLCULO DE TODOS LOS ÍNDICES DE FRAMENTACIÓN
-------------------------------------------------

Ruta de la capa de entrada con los objetos: C:\Users\Marta\Desktop\capas\ClasifT2.shp

Ruta de la capa de entrada con los súper-objetos: C:\Users\Marta\Desktop\capas\BarriosT.shp

Número de clases en la capa de objetos: 7

-------------------
ÍNDICES NIVEL OBJETO
-------------------

ID    SO                          Clase    AreaO    PerimO   DFO     IFO     RCBO

0     17 - MAHUELLA TAULADELLA Vivienda 105.393  43.767   1.027   1.066   0.000
1     17 - MAHUELLA TAULADELLA Vivienda 183.246  66.718   1.080   1.232   0.000
2     17 - MAHUELLA TAULADELLA Vivienda 150.395  53.902   1.038   1.099   0.000
3     17 - MAHUELLA TAULADELLA Vivienda 167.692  67.253   1.102   1.298   0.421
4     17 - MAHUELLA TAULADELLA Vivienda 148.540  63.807   1.108   1.309   0.000
5     17 - MAHUELLA TAULADELLA Solar    115.488  43.001   1.000   1.000   0.000
6     17 - MAHUELLA TAULADELLA Vivienda 138.449  60.160   1.100   1.278   0.000
7     17 - MAHUELLA TAULADELLA Vivienda 162.417  63.592   1.087   1.247   0.399
```

Figura 27: Resultados en la tabla atributos (izqda.) y en el fichero de texto (dcha.)

En cuanto al análisis de los resultados, se ha realizado un estudio detallado de todos los índices y resultados obtenidos a través de la herramienta *IndiFrag*. Para ello, se muestran ejemplos gráficos con la intención de comprender mejor su análisis mostrando algunos casos opuestos. Además, se adjunta en los anexos una selección de los mapas de coropletas de los resultados de los índices a nivel de barrio, creados para la interpretación visual mediante *ArcMap*.

- ### Índice de Fragmentación Urbana (IFU)

El IFU se obtiene para cada barrio, se trata de una medida adimensional. Su valor es mayor cuanta mayor fragmentación hay en el barrio, influye el tamaño del objeto con mayor superficie dentro del barrio y su clase, siendo la más perjudicial Industrial y Solar, puesto que el coeficiente de obstrucción es mayor (ver coeficientes en la Tabla 1).

A continuación se muestra un ejemplo de los dos barrios con mayor y menor valor de IFU (Figura 28). En el primer caso el objeto con mayor superficie tiene un área de 250.000 m^2, mientras que en el segundo caso tiene un área de solo 400 m^2 aproximadamente, siendo las áreas de los súper-objetos muy similares, por lo que se concluye que un barrio con objetos de la clase industrial, solar y vivienda de gran tamaño generará resultados muy altos de IFU, lo que indica un alto grado de fragmentación y obstrucción del barrio.

A través del IFU se puede comparar entre los distintos barrios, observando que los barrios con un alto IFU son aquellos que disponen de objetos de gran tamaño, generando altos coeficientes de obstrucción, al contrario, los barrios con

IFU pequeños son aquellos que están compuestos por objetos pequeños y no generan una alta fragmentación.

Figura 28: Resultado IFU Nazaret = 2663 (izqda.) e IFU Tauladella = 0,05 (dcha.)

- ## Índice de Fragmentación Urbana Ponderado (IFUP)

Este índice se calcula para cada barrio a partir del IFU de cada uno. Para poder hacer una comparación entre los valores obtenidos se pondera el IFU en función de su superficie y respecto a la suma del área de todos los barros. Sirve para hacer una comparativa entre los barrios, sin que afecte a su resultado el tamaño del mismo.

Igual que en el caso anterior, los barrios con mayor contraste son Nazaret y Tauladella, con unos valores de 19 y 0,0004 respectivamente, señalando como ya se preveía con el índice anterior que a pesar del tamaño del barrio son los barrios con mayor y menor fragmentación urbana. Se puede observar el resultado total en el Anexo 3, los resultados varían respecto al IFU puesto que ahora están ponderados y no tiene en cuenta el tamaño del barrio. Se ha observado que se encuentran resultados de baja fragmentación en los barrios céntricos, además de en las pedanías del norte y del sur, ya que se caracterizan por ser zonas con objetos pequeños y por ello, el elemento con mayor tamaño de esos barrios no tendrá unas grandes dimensiones.

- ## Densidad Urbana (DU)

La DU es el ratio entre la superficie urbanizada (sin diferenciar entre clases) y la superficie del barrio, indica la superficie artificial en cada barrio, su resultado es un porcentaje que varía entre cero y uno.

De nuevo, el barrio con mayor densidad urbana es Nazaret, ya que cuenta con 754.430 m^2 de suelo urbano y 971.832 m^2 de superficie total, generando así una densidad muy alta. Opuestamente, se encuentra el barrio del Palmar donde el total de urbano es 78.291 m^2, siendo la superficie del barrio 36.910.200 m^2, resultando una densidad muy baja (Figura 29).

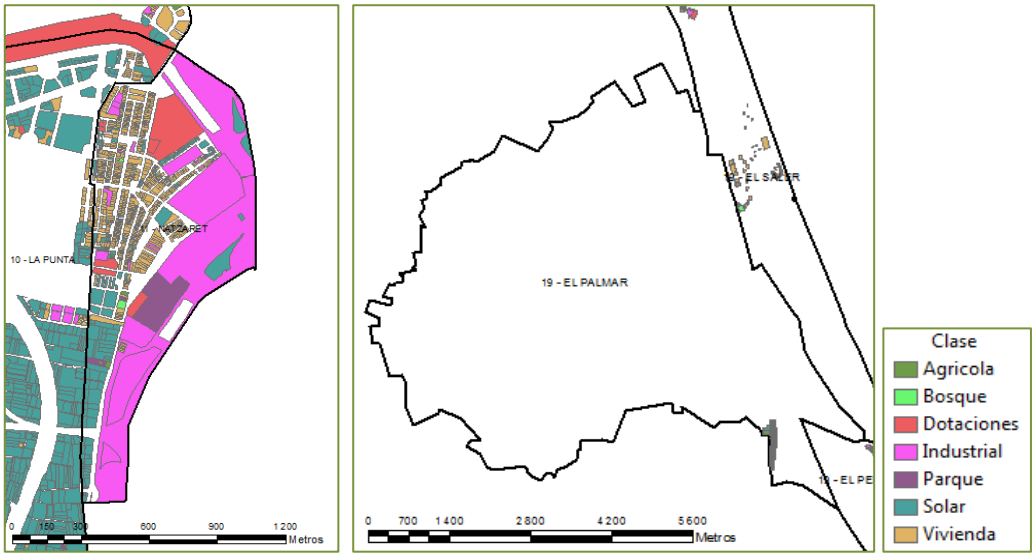


Figura 29: Resultado DU Nazaret = 0,77 (izqda.) y DU El Palmar = 0,002 (dcha.)

En el Anexo 3 se observa la DU a nivel de barrio, se puede concluir que tanto los barrios céntricos como los residenciales de la periferia, tienen una alta DU a causa de la cantidad de objetos que estos barrios disponen. Por contrario, los barrios que limitan con el norte y el sur están formados en su mayoría por suelos agrícolas y a consecuencia su DU es muy baja.

- ## Índice *Leapfrog* Bruto (LPF)

Es una medida que cuantifica los objetos de una clase que están separados del resto, convirtiéndose en objetos aislados, indicando así las clases fragmentadas dentro de cada barrio, su valor es una proporción de cero a uno.

Mostrando el ejemplo de un barrio, Benifaraig, en el que se encuentran los dos casos. En primer lugar, la clase vivienda tiene un índice *leapfrog* nulo, debido a que todos sus objetos son contiguos a alguno de su misma clase. Por otro lado, la clase industrial, bosque o dotaciones tienen un resultado de 1, en este caso porque son el único objeto de esa clase y por lo tanto no son contiguos a otro objeto de su misma clase. En la Figura 30 se muestra el ejemplo de Benifaraig.

Cuando en un barrio se encuentran elementos aislados del resto de su clase, se trata de objetos remotos que aumentan la fragmentación que estos usos del suelo generan al barrio.

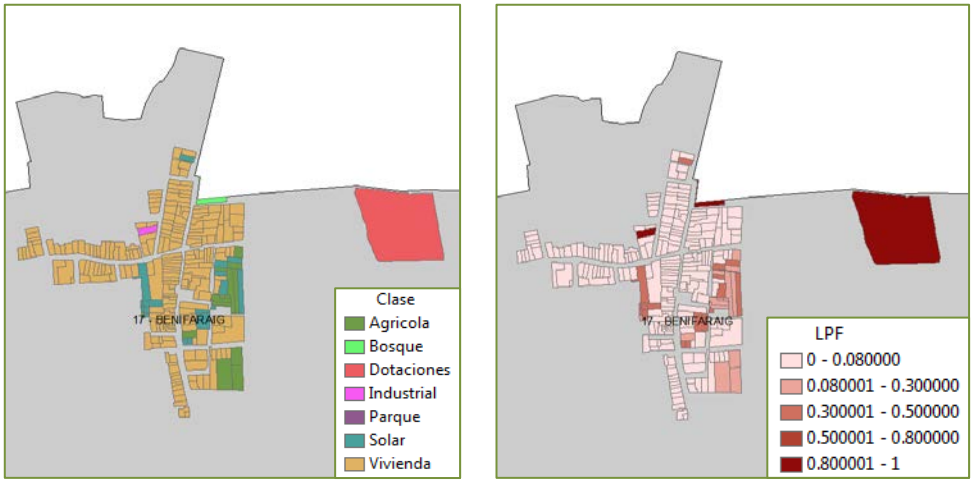


Figura 30: Clasificación Benifaraig (izqda.) y resultado LPF Benifaraig (dcha.)

- ## Tamaño Medio del Objeto (TM)

Ha sido evaluado a nivel de clase y de barrio. Se trata de una media del tamaño de los objetos y no tiene en cuenta el tamaño del barrio.

Una disminución de éste parámetro en el tiempo indica un incremento en la fragmentación cuando el área total de la clase o barrio no ha decrecido.

En la Figura 31 se muestra un ejemplo a nivel de clase, en el barrio de Trinitat, donde a simple vista se observa que el objeto del sur-este del barrio, que corresponde con el Parque de los Viveros, hace que sea la clase con mayor tamaño de objeto, mientras que las viviendas son los de menor tamaño.

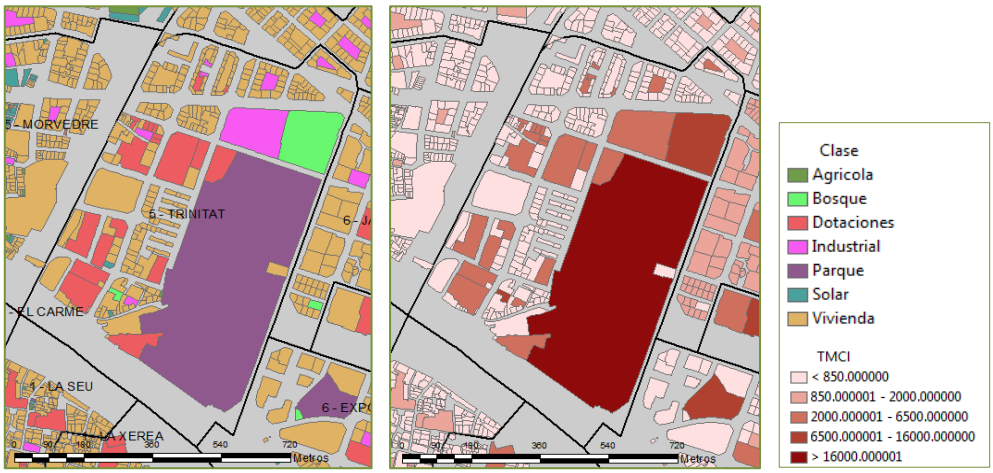


Figura 31: Clasificación Trinitat (izqda.) y resultado TM Trinitat (dcha.)

Este índice tiene la aplicabilidad de estudiar cómo se comporta una misma clase en los diferentes barrios, por ejemplo es conveniente estudiar la clase vivienda para los distintos barrios. Sería lógico pensar que en los barrios céntricos del casco antiguo de Valencia los objetos considerados vivienda serán de menor tamaño que los del ensanche.

Estudiando más detalladamente los resultados del índice TM a nivel de clase (Tabla 14) y seleccionando sólo el uso de vivienda, se comprueba que los barrios más céntricos (El Mercat), los más antiguos (El Cabañal) y/o las pedanías que pasaron a formar parte de Valencia (El Palmar), son los que menor tamaño de objeto tienen. Por contrario, los barrios creados con el ensanche de Valencia (Sant Pau, La Carrasca y La Ciudad de las artes) son los que mayor tamaño tienen, siendo estos bloques de viviendas de gran tamaño.

Tabla 14: Resultados de TM de los barrios con menor y mayor valor

SO	TMCl (m^2)
El Mercat	154,75
Cabanyal	148,32
El Palmar	121,3
Sant Pau	2522,72
La Carrasca	2625,8
Ciutat de les Arts	2699,33

La Figura 32 muestra el ejemplo de los barrios mencionados, las imágenes no están a la misma escala, conviene acudir a la escala gráfica.

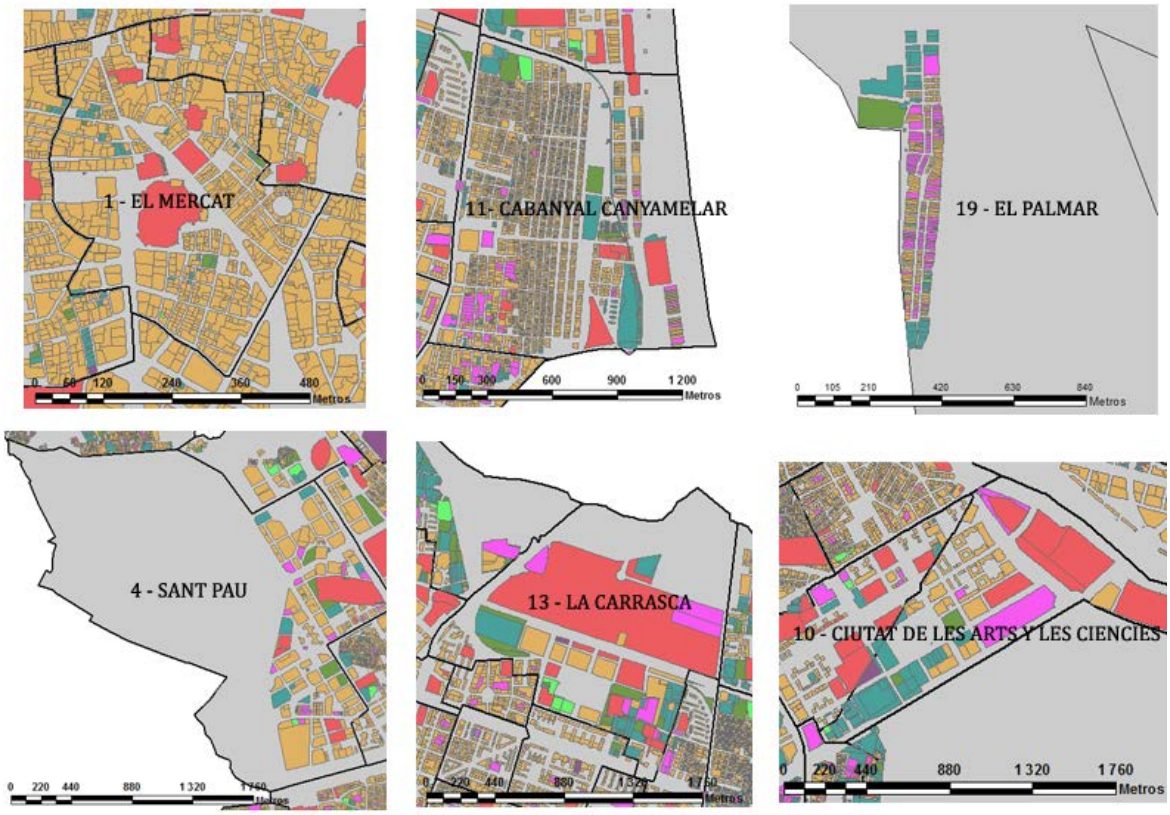


Figura 32: Arriba barrios con TM menor, abajo barrios con TM muy elevado

Por otro lado, en el Anexo 3 se muestra el resultado para cada barrio, con la media del tamaño de los objetos, este índice ayuda a comprender la estructura interna de cada barrio a través del tamaño de los objetos que lo forman. Por

ejemplo, barrios con un gran Tamaño Medio indican que pese a tener un número escaso o amplio de objetos están caracterizados por grandes parcelas, como son los barrios donde se encuentran las Universidades, las Artes y las Ciencias, la estación de Valencia Sud, etc. Todos ellos caracterizados por ser barrios poco residenciales.

- **Densidad de Borde (DB)**

Esta medida estandariza el borde por unidad de área, hace más sencilla la comparación entre distintas clases y barrios. Su unidad de media son los m/m^2. Es una relación directa del borde de los objetos dentro de un barrio en relación con el área del mismo. Será mayor cuanto más denso sean los objetos dentro de un barrio, siendo muy dependiente de su tamaño, además también influye la forma de los objetos, puesto que cuanto más irregulares sean, mayor será su perímetro.

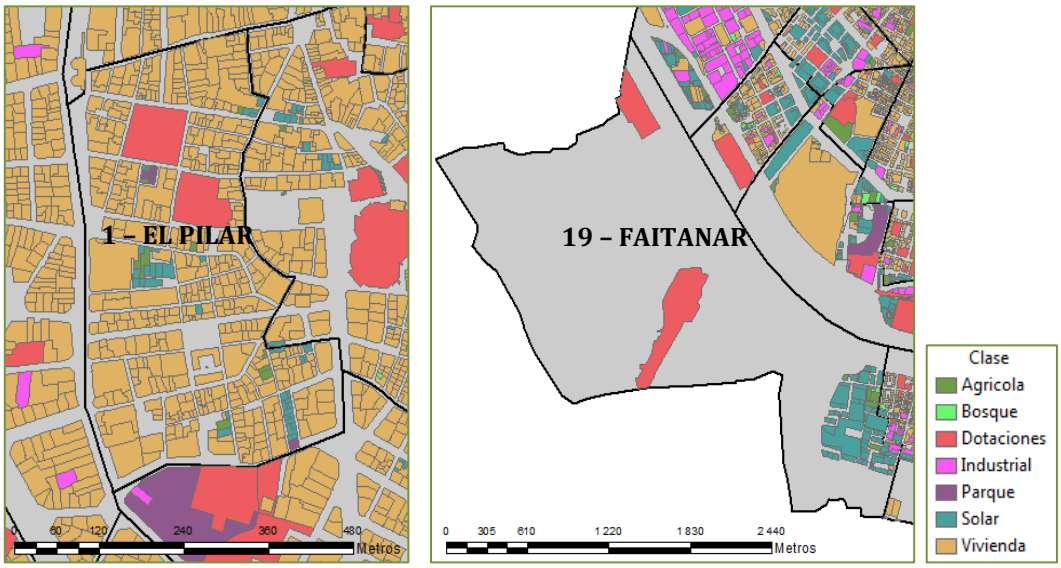


Figura 33: Resultado El Pilar DB = 0,136 (izqda.) y DB Faitanar = 0,006 (dcha.)

En la Figura 33 se muestran dos casos opuestos, en primer lugar el barrio del Pilar es un barrio céntrico con una alta densidad de borde, donde las calles son estrechas y por ello los edificios están muy próximos unos de otros. En segundo lugar, el barrio Faitanar, uno de los barrios limítrofes de Valencia se caracteriza por tener grandes carreteras y extensas superficies agrarias, por lo que hay muy pocos objetos en este barrio, resultando así en un valor de densidad muy bajo.

A nivel de barrio se confirma que los barrios céntricos y los más antiguos como el Cabañal, Benimamet y Benimaclet están caracterizados por tener una gran cantidad de objetos de tamaño pequeño e irregular, al contrario las pedanías del norte y del sur, tienen una DB muy baja debido a que constan de muy pocos objetos en su interior, los resultados obtenidos con este índice son similares a los de DU.

- **Dimensión del Borde (DimB)**

Este índice mide la complejidad de los objetos por clases, la forma del borde de los objetos puede ser simple o compleja. Representa la relación entre el área y perímetro de los objetos de las distintas clases en toda Valencia. A diferencia del resto este índice no se aplica por barrios, sino por el total de los datos.

Cuanto mayor es DimB, teniendo su máximo en dos, mayor es la complejidad de los bordes de los objetos de una clase. Los resultados obtenidos en las diferentes clases son los siguientes, mostrando además la constante de regresión y el coeficiente de determinación (R^2):

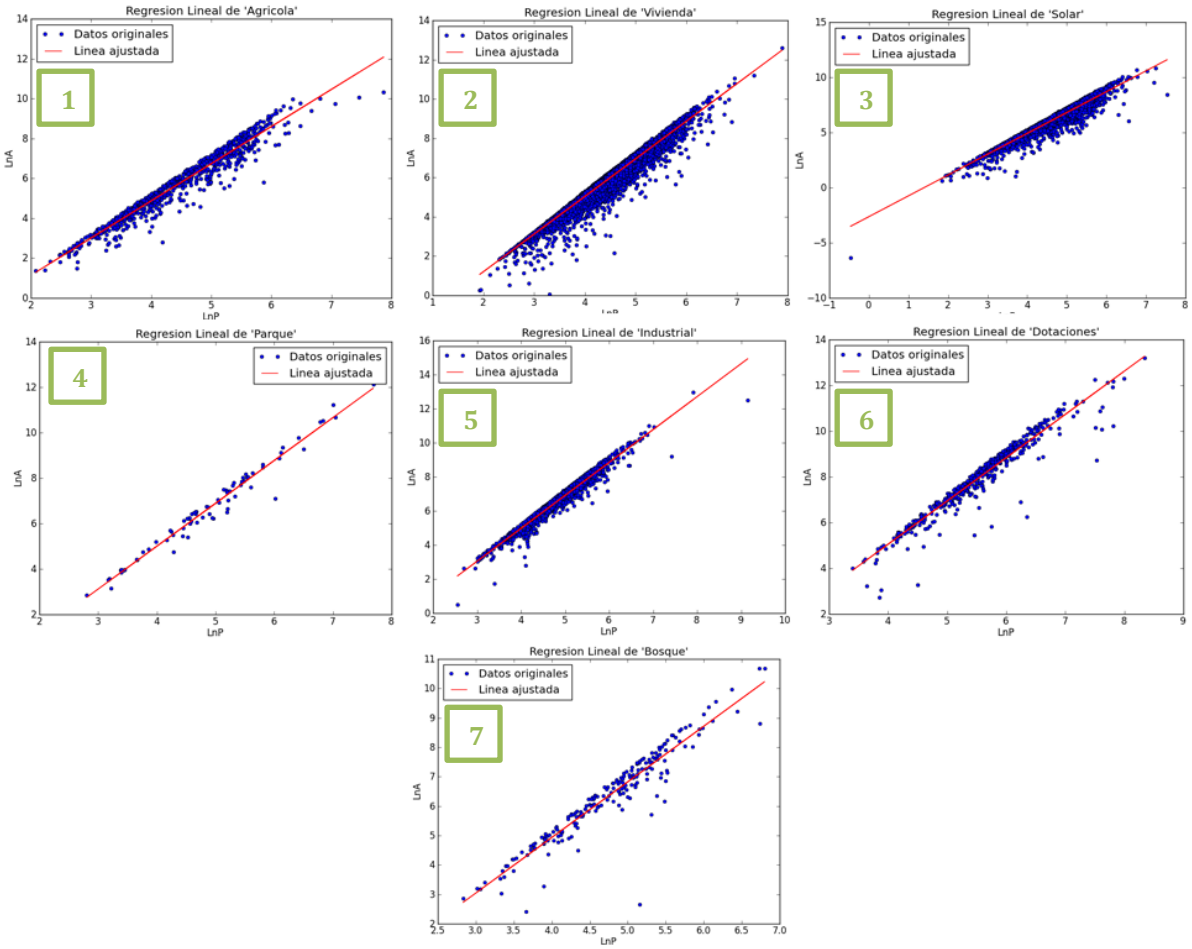


Figura 34: Dimensión de borde de los 7 usos de suelo. Relación entre el logaritmo del área y perímetro. 1=Agrícola, 2= Vivienda, 3=Solar, 4=Parque, 5=Industrial, 6=Dotaciones y 7=Bosque.

Adicionalmente, al ejecutar este índice se guardan en la ruta de los datos de entrada las gráficas donde se puede observar la regresión lineal que siguen los logaritmos neperianos del área y del perímetro de cada objeto de cada clase (Figura 34). El resultado (Tabla 15) muestra una alta relación lineal entre ln(A) y ln(P). Por lo que es razonable utilizar este índice para analizar la estructura de cada clase.

Tabla 15: Resultados de la Dimensión de Borde por clases

CLASE	DimB	Cte	R^2
Agrícola	1,073	0,0754	0,944
Parque	1,06	0,0788	0,969
Vivienda	1,044	0,0722	0,942
Dotaciones	1,057	0,0806	0,916
Solar	1,059	0,0723	0,93
Bosque	1,058	0,0722	0,888
Industrial	1,035	0,0638	0,948

Los resultados obtenidos muestran que todos los usos tienen un índice muy próximo a uno, lo que sugiere que la complejidad de las formas de los objetos es baja, siendo la clase industrial la que tiene los objetos más simples y próximos a la forma de un cuadrado y la clase agrícola la que dispone de los más irregulares y complejos, aun así siendo bastante simples ya que el índice es muy próximo a 1.

- **Ratio Medio del Perímetro-Área (RMPA)**

Se trata de una media porque se calcula a nivel de clase, es de las medidas más directas de la forma de un objeto. El tamaño del objeto influye en el resultado puesto que es una relación del área-perímetro, su resultado aporta más información sobre la morfología de los objetos de una clase, el cual se puede comparar entre los distintos barrios.

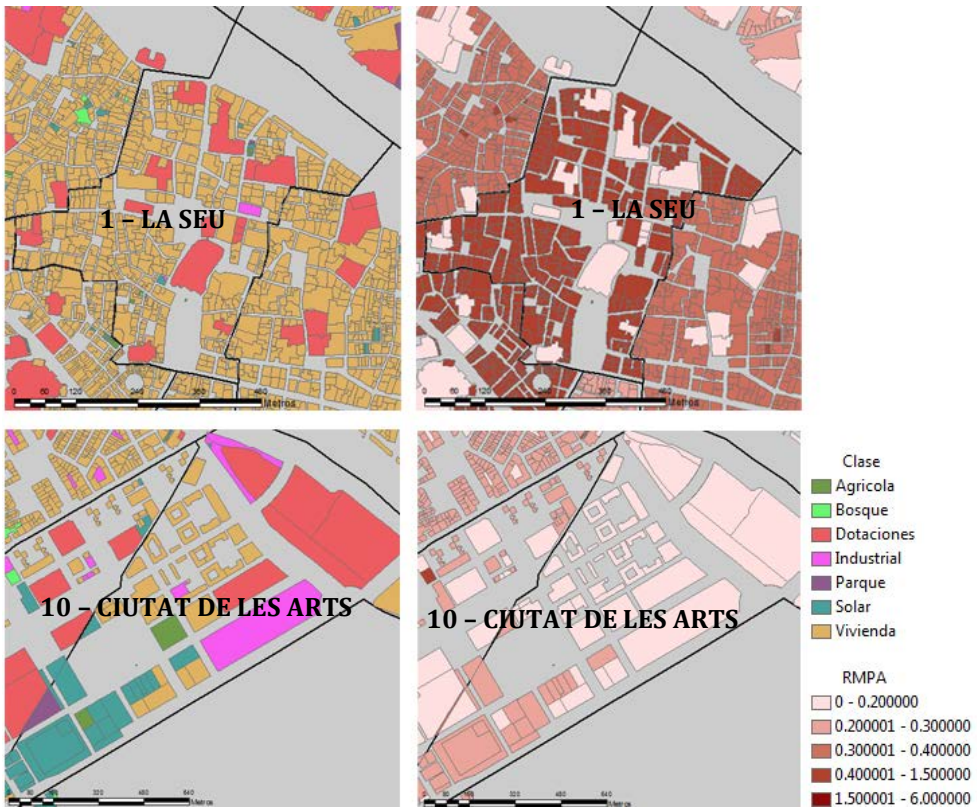


Figura 35: Clasificación de La Seu y Ciutat de les Arts (izqda.) y su resultado RMPA (dcha.)

En la Figura 35 se muestra el ejemplo del barrio del casco antiguo La Seu, en comparación con otro de obra nueva como es La Ciutat de les Arts.

El barrio de La Seu tiene un RMPA en la clase de dotaciones de 0,156 y en la clase vivienda de 0,503, mientras que en La Ciutat de les Arts el RMPA de dotaciones es 0,02 y el de vivienda 0,127. Estos resultados indican que los objetos de la clase vivienda y la de dotaciones en el barrio de La Seu son más pequeños y sus formas más irregulares, por el contrario en la Ciutat de les Arts los objetos son de mayor tamaño y más simples.

- **Índice de Forma (IF)**

El Índice de Forma ha sido calculado a los tres niveles, consiste en calcular la complejidad de la forma de un objeto comparándolo con la forma estándar de un cuadrado del mismo tamaño, no depende del tamaño del objeto sino de su forma. Su valor es adimensional, cuando es igual a uno se trata de un objeto cuadrado y aumenta conforme aumenta su complejidad.

Como ejemplo se muestra en la Figuras 36 el barrio de Tres Forques, puesto que tiene alta diversidad en las formas de los objetos. A nivel de objeto, su valor aumenta cuanto más irregular es el objeto. Por otro lado, a nivel de clase se hace una media de los objetos de cada clase, para hacer comparaciones entre las distintas clases o las mismas clases entre barrios.

Figura 36: Resultado IF Objeto de Tres Forques

Como se puede observar en la Figura 37 las clases de parque, solar e industrial son las más irregulares, mientras que la clase vivienda tiene un IF en este barrio de 1,08 lo cual indica su proximidad a la forma del cuadrado.

Figura 37: Clasificación (izqda.) y Resultado IF Clase Tres Forques (dcha.)

Estudiando el Índice de Forma a nivel de barrio, el resultado obtenido es una clasificación de los barrios en función de la complejidad de los objetos que lo forman. Por norma general, los barrios residenciales donde la mayoría de los objetos son de vivienda tienen un IF más bajo.

- **Dimensión Fractal (DF)**

Es otra de las medidas básicas de la forma de los objetos, aporta información de la complejidad de los objetos sin ser afectado por el tamaño de los datos. Es una medida adimensional y su rango puede variar entre uno y dos. Cuando es próximo a uno se trata de un objeto con una forma de perímetro muy simple, cercano a la forma cuadrada, cuando se aproxima a dos su forma es más compleja. Ha sido calculado en los tres niveles.

A modo de ejemplo en la Figura 38 se puede observar el barrio de La Carrasca, donde se encuentran construcciones con diferentes morfologías, por lo que es apropiado para ver las diferencias de DF entre los objetos. Se aprecia claramente cómo los edificios más cuadrados tienen índices cercanos a 1, mientras que los más irregulares se aproximan a 1,6, pero en ningún caso llegan a 2, que sería el caso más complejo.

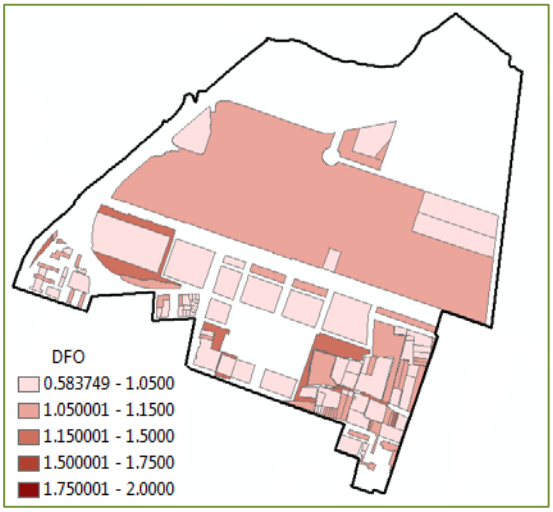


Figura 38: Resultado DF Objeto de La Carrasca

En el cálculo a nivel de clase se muestra en la Tabla 16 los barrios con menor y mayor valor de DF de la clase vivienda. Los resultados no muestran un patrón claro en la forma de las viviendas de los barrios.

Tabla 16: Valores de DF de los tres barrios con menor y mayor valor en la clase vivienda

Barrio	DF Vivienda
Faitanar	1,0059
El Calvari	1,0169
Exposició	1,0186
La Punta	1,0760
El Palmar	1,0884
La Seu	1,1983

Se adjunta en el Anexo 3 el mapa de la Dimensión Fractal a nivel de barrio, es resultado de la media de DF de los objetos de cada barrio, por lo que da una idea general de las formas de los objetos que se pueden encontrar en cada barrio.

- **Dimensión Fractal Ponderada del Área Media del Objeto (DFP)**

Este índice se calcula a nivel de clase, ponderando los objetos en función de su tamaño. A diferencia de la DF, proporciona información de la complejidad de los objetos a través de un amplio rango de escalas espaciales dentro de la clase. Sin embargo el resultado es muy similar al obtenido en la DF por clases.

- **Densidad de Objeto (DO)**

La Densidad de Objeto se calcula a nivel de clase y de súper-objeto. Se trata del número de objetos por cada cien hectáreas, lo cual facilita la comparación entre súper-objetos independientemente de su tamaño.

A nivel de clase, se puede hacer uso de la DO para comprobar la densidad de alguna clase en concreto en cada barrio. Por ejemplo, se comprueba que los barrios residenciales tienen una alta DO de vivienda, y en los barrios en los que todavía hay suelo agrícola su DO de esta clase es muy alta, mientras que la de vivienda disminuye. La Densidad de Objeto a nivel de barrio, es similar a la DU, a diferencia que ésta es un porcentaje y la DO es el número de objetos por hectárea, se observa que los barrios más céntricos tienen una alta densidad, mientras que los del norte y sur se caracterizan por tener una baja densidad de objetos.

- **Distancia Estándar Ponderada (DEP)**

La Distancia Estándar Ponderada mide el grado de concentración de los objetos, es dependiente de las distancias entre centroides de los distintos objetos y sus respectivos tamaños. Se calcula a nivel de clase, por lo que consiste en medir las distancias estándar entre los objetos de una misma clase.

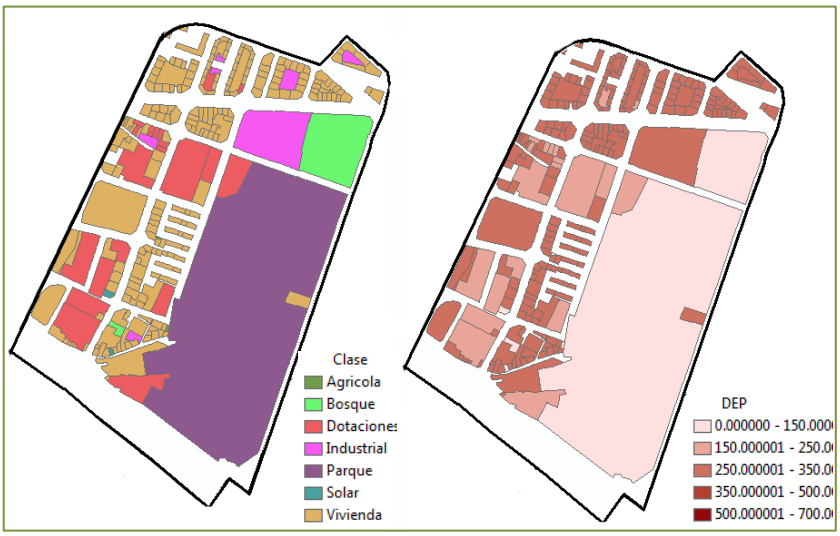


Figura 39: Clasificación (izqda.) y resultado DEP del barrio de Trinitat (dcha.)

A modo de ejemplo, en la Figura 39 se muestra el barrio de Trinitat, donde hay dos clases con un DEP igual a cero, esto es debido a que sólo tienen un objeto

de esa clase, mientras que la clase vivienda tienen un DEP de 288 metros entre los objetos de la misma clase y la clase dotaciones de 223 metros, lo que indica que los objetos de esta clase están más concentrados que los de vivienda.

- **Distancia Euclídea Media del Vecino Más Próximo (DEMvp)**

Este índice se utiliza para calcular la separación de los objetos entre los de su misma clase, de manera que muestra la distribución de los mismos. La media se realiza para poder comparar entre las distintas clases o las mismas entre varios barrios.

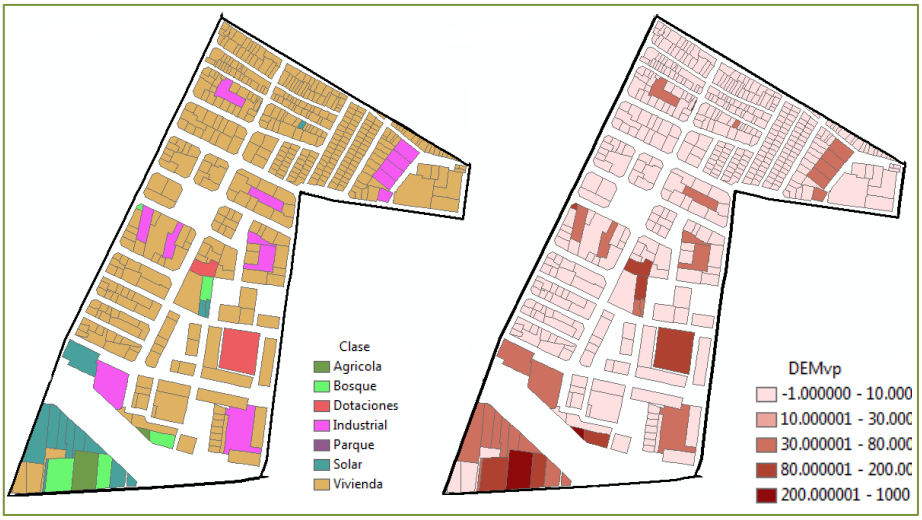


Figura 40: Clasificación (izqda.) y resultado de la DEMvp del barrio l'Hort del Senabre (dcha.)

Como ejemplo, en el barrio de l'Hort del Senabre (Figura 40) se observa que la clase vivienda tiene un DEMvp muy bajo, ya que los objetos de esta clase están muy próximos entre sí, las clases industrial y solar aumentan en gran medida la distancia y las de bosque, agrícola y dotación, son las que mayores distancias presentan entre los objetos de sus mismas clases, indicando así que son clases más dispersas que las anteriores.

- **Tamaño Efectivo de Malla (TEM), Densidad Efectiva de Malla (DEM) y Producto Neto (PN)**

El TEM resuelve el tamaño del objeto cuando el barrio se divide en N áreas iguales, además, mide la probabilidad de que dos puntos aleatorios en un área estén conectados entre sí. La DEM es el número de mallas efectivas por 1000 km^2, es decir la densidad de las mallas, es inversamente proporcional al TEM y por último, el PN se define como el producto del TEM y el área total del barrio, esta cantidad es equivalente al TEM pero tiene distinta interpretación y propiedades matemáticas. Estos índices se pueden calcular tanto a nivel de clase como de súper-objeto.

En el Anexo 3 se adjunta el mapa a nivel de barrio del TEM, ya que se puede

comprobar que los resultados obtenidos entre estos índices son muy similares. Los barrios céntricos y los de las pedanías norte y sur resultan en valores más pequeños de malla, mientras que Nazaret o la Carrasca donde se encuentran objetos de gran tamaño a pesar de no ser barrios muy grandes, el tamaño de malla es mayor, por lo que son barrios menos fragmentados, puesto que cuando la malla es mayor existe menos fragmentación.

- **Grado de Coherencia (GC) y Grado de División (GD)**

El GC es la probabilidad de que dos puntos aleatorios en dos áreas del mismo barrio se encuentren en el mismo objeto, está basado en la distribución acumulativa de los objetos tanto a nivel de clase como de barrio. A diferencia del GD que trata la probabilidad de que dos puntos aleatorios en dos áreas del mismo barrio no se encuentren, por lo que es la medida complementaria al anterior. Los dos índices se pueden calcular a nivel de clase y de barrio.

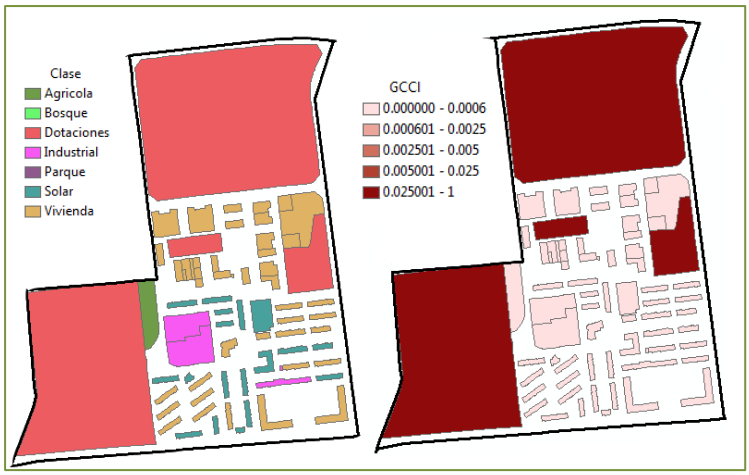


Figura 41: Clasificación (izqda.) y resultado del GC del barrio la Font Santa (dcha.)

En cuanto al GC a nivel de clase, cuanto mayor sea el área total de una clase respecto del área del barrio, mayor será la probabilidad de que el punto aleatorio se encuentre en un objeto de esa clase. Se puede comprobar (Figura 41) que no se trata del número de objetos de una clase, sino de su área total.

En el Anexo 3 se encuentran el mapa del Grado de Coherencia a nivel de barrio, donde se observa que los barrios con mayor GC y por consiguiente menor GD, son los que disponen de objetos de gran tamaño.

- **Índice de Separación (IS)**

El Índice de Separación es el número de objetos que se obtienen dividiendo el barrio en objetos de igual tamaño. Es operable a nivel de clase y de barrio, el índice aumenta cuando los objetos son más pequeños y están más subdivididos.

En el Anexo 3 se puede observar que un valor elevado de IS en un barrio

indica que debido a su gran tamaño en comparación con el reducido tamaño de los objetos que lo forman, éste necesitaría una gran cantidad de objetos para poder tener una distribución uniforme dentro del barrio, por lo que el barrio tendrá una baja densidad de objetos de tamaño reducido y por ello su fragmentación será menor. Del mismo modo ocurre con el IS a nivel de clase, en función del área que ocupen los objetos de una clase el resultado obtenido será mayor o menor, siendo menor la fragmentación que genera la clase cuanto menor superficie ocupen y mayor sea el tamaño del barrio.

- **Dimensión del Radio (DimR)**

La Dimensión del Radio explica la centralidad, dicho de otro modo es la distribución espacial radial y la variación de los objetos alrededor de un punto designado como céntrico, se puede encontrar una distribución acumulativa o difusa de los objetos respecto al punto dado. Se define como el área total de los objetos dentro de una clase y su radio, para así representar el cambio de densidad de una clase en concreto, en función de la distancia del radio. El radio es un conjunto de circunferencias centradas en el punto dado (en este caso se trata del Ayuntamiento de Valencia) con una equidistancia de 500 metros (esta distancia ha sido asignada para este caso en concreto). Se calcula a nivel de clase para toda Valencia y cuanto menor es el valor, mayor es el grado de agregación de los objetos dentro de una clase.

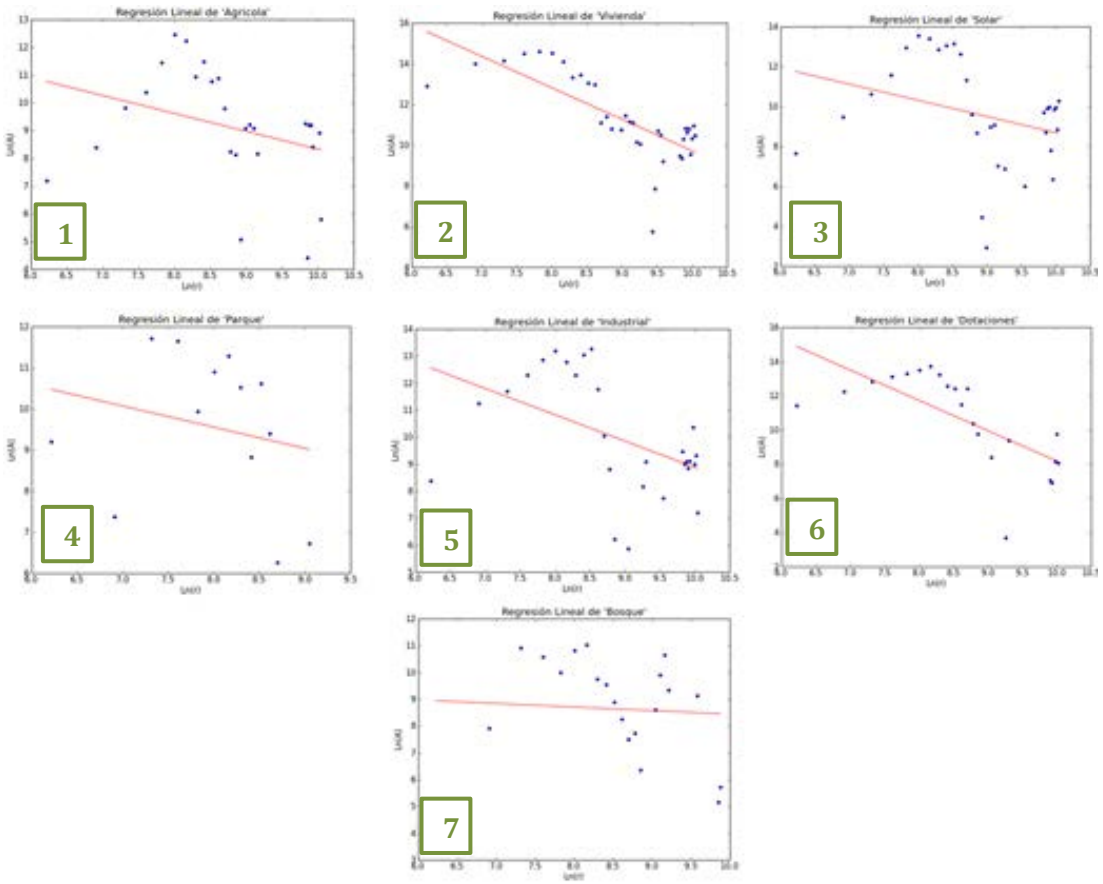


Figura 42: Dimensión del radio de los 7 usos de suelo. Relación entre el logaritmo del área y el radio. 1=Agrícola, 2=Vivienda, 3=Solar, 4=Parque, 5=Industrial, 6=Dotaciones y 7=Bosque.

Como se puede observar en la Figura 42, los resultados no siguen una regresión lineal como era esperado, siendo el eje de las X el logaritmo neperiano del radio de la circunferencia y el eje de las Y el logaritmo neperiano del área de cada clase en ese intervalo de radios.

Aunque los resultados no siguen una distribución clara, las clases que más se ajustan son la clase de viviendas y dotaciones, indicando que se trata de dos clases que siguen una centralidad acumulativa, ya que en los primeros radios hay gran superficie de esa clase y va disminuyendo conforme aumenta el radio. En líneas generales se puede concluir que la mayoría de las clases tienen mayor abundancia de elementos alrededor del cuarto kilómetro desde el Ayuntamiento.

Los resultados de DimR no están dentro del rango de valores, pero aun así este índice puede ayudar a conocer la distribución de las clases en el área de estudio, esto puede deberse a que la clasificación de partida no es un dato continuo, sino que se trata únicamente de los objetos urbanos.

- **Diversidad de Shannon (DSHAN) y Uniformidad de Shannon o Entropía (USHAN)**

La DSHAN representa la cantidad de información por objeto, el valor absoluto de este índice no es particularmente significativo, por ello se utiliza como medida relativa para comparar diferentes barrios, o el mismo en diferentes periodos de tiempo.

La USHAN mide el grado de desorden del barrio, es decir mide la homogeneidad teniendo en cuenta el número de clases que constituyen al barrio a diferencia de la Diversidad de Shannon. Su valor se aproxima a cero cuando la distribución de las clases es cada vez más desigual o irregular

En el Anexo 3 se adjunta el mapa con la Diversidad de Shannon a nivel de barrio, donde se puede apreciar los barrios con mayor riqueza, no sólo por contar con todos los usos del suelo, sino por estar entremezclados entre sí. Se puede comprobar que los barrios con mayor diversidad son aquellos que se encuentran en la periferia de Valencia.

- **Índice de Fragmentación Funcional Relativa (IFFR)**

Indica el nivel de fragmentación funcional dentro del barrio en relación con las clases disponibles en cada barrio y las clases totales de toda Valencia. Cuanto menor es IFFR mayor número de clases tiene un barrio generando una dispersión urbana policéntrica, cuando IFFR aumenta su integración se hace óptima derivando la homogeneidad urbana.

En el Anexo 3 se dispone del mapa de IFFR a nivel de barrio, los barrios con IFFR nulo son aquellos que tienen la máxima diversidad posible, sin tener en

cuenta el número de objetos de cada clase, se trata de barrios que disponen de una gran selección de recursos de diferentes tipos.

- **Índice de Fragmentación Funcional Absoluta (IFFA)**

Este índice mide el nivel de integración estructural de las clases dentro del barrio analizado. Cuando IFFA es menor resulta en alta fragmentación. Se comprueba que los barrios céntricos son los más fragmentados ya que tienen una alta densidad de objetos urbano y ello genera una alta fragmentación, sin embargo, los barrios de las pedanías norte y sur son los que tienen valores más altos y por ello su dispersión urbana es menor.

- **Densidad-Diversidad (DD)**

Para eliminar el efecto del tamaño en la medida de la diversidad surge este índice que permite comparar las distintas cantidades absolutas, se expresa el volumen de cada clase en proporción al valor máximo de cada clase. Su rango varía entre cero y el número de clases que tiene el barrio.

A nivel de clase, DD calcula la densidad de todas las clases de un barrio en relación con la superficie de la clase de ese barrio con mayor área, por lo cual la clase con mayor superficie tendrá un valor igual a uno, y el resto disminuye en función del área que ocupan, como se muestra en la Figura 43, el barrio de En Corts está en gran medida ocupado por objetos de vivienda, siendo su DD igual a uno, el resto varía en relación a él.

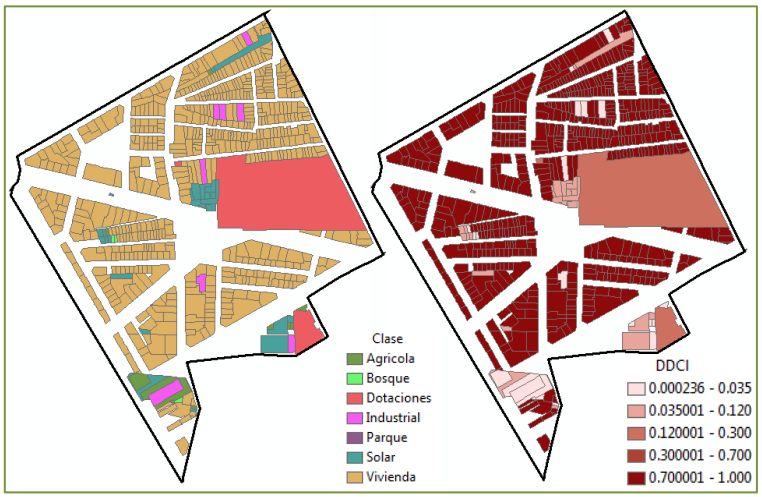


Figura 43: Clasificación (izqda.) y resultado de DD Clase en En Corts (dcha.)

En el Anexo 3 se adjunta el mapa de la DD de cada barrio, un resultado elevado indica que sin tener en cuenta el tamaño del barrio, tiene gran variedad de clases dentro del barrio y las superficies totales de cada clase es similar a la de mayor área, indicando así una alta densidad y diversidad. Un valor próximo a uno de DD indica que hay mucha diferencia de tamaño entre la superficie de la clase

con mayor área y el resto de clases, y probablemente haya menor número de clases. Se puede comprobar como los barrios altamente residenciales, donde hay muchos objetos de la clase vivienda y no predomina ningún otro uso, el índice DD es muy reducido.

- **Ratio Contraste de Bordes (RCB)**

Este ratio mide la intercalación de clases centrales y contrastadas. Se ha medido a los tres niveles, a nivel de objeto el RCB se mide para cada objeto por separado, calculando las distancias de los ejes que comparte con el barrio, con objetos de su misma clase y con objetos de otra clase (Figura 44), su valor es cero cuando no hay contraste y uno cuando existe el máximo contraste, es decir, todos los objetos colindantes son de distinta clase al analizado.

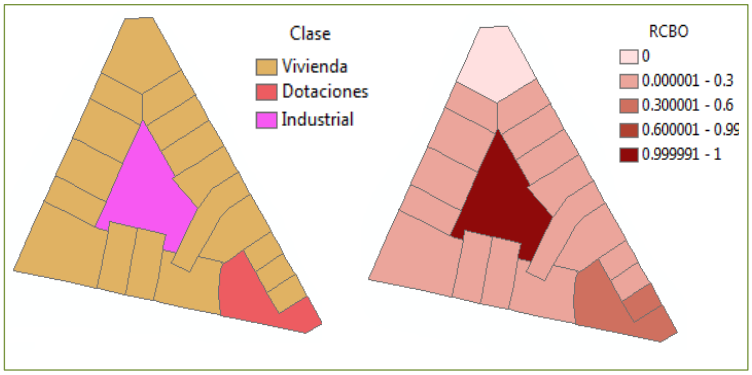


Figura 44: Ejemplo de clasificación de un grupo de objetos (izqda.) y resultado RCB (dcha.)

A nivel de clase, en lugar de para cada objeto como en el caso anterior, se computa a la vez todos los objetos que forman parte de una clase, buscando los contrastes de sus perímetros, de este modo se puede estudiar el contraste que presentan las distintas clases en cada barrio, indicando si son en su mayoría continuas o discontinuas.

En el Anexo 3 se puede observar los barrios que presentan menor contraste, ya que a nivel de barrio se calculan todos los objetos al mismo tiempo estudiando sus límites individualmente. Los barrios con menor RCB son aquellos que su clase principal es continua a excepción de algunos objetos, en este caso el mejor ejemplo es la clase vivienda, común en barrios de alta densidad urbana. En el caso contrario, los barrios con RCB alto tienen una trama discontinua de usos entremezclados.

- **Proporción Contraste de Bordes (PCB)**

Este índice es muy similar al anterior, mide la intercalación de clases centrales y contrastadas pero como el total del borde incrementa con la superficie total de la clase estudiada, la medida se normaliza con la longitud total de los bordes de todas las clases contrastadas. Ha sido calculado a los tres niveles, a nivel

de objeto el resultado obtenido es muy similar al del RCB. A nivel de clase el resultado muestra para cada barrio cual es la clase más contrastada, en el ejemplo de la Figura 45 es la clase industrial ya que es colindante en gran medida con objetos de otras clases, siendo muy dispersa en todo el barrio, al contrario de la clase vivienda que tiene un nivel muy bajo de contraste debido a su clara continuidad.

Figura 45: Clasificación (izqda.) y resultado PCB de clase del barrio Albors (dcha.)

A modo de síntesis, cabe decir que se ha observado mediante el análisis de la fragmentación urbana en los barrios de Valencia que la ciudad sigue una dispersión concéntrica de sus elementos, agrupándose en mayor medida los objetos en los barrios céntricos, se puede observar cómo conforme se van alejando del centro los objetos tienen una mayor dispersión difusa. Esto permite diferenciar dos tipologías claras, la primera los barrios céntricos y del ensanche de Valencia, que tienen una alta densidad urbana, formados por objetos de menor tamaño y agrupados de manera irregular, también se observa que estos barrios tiene menor superficie, y además están altamente fragmentados, la segunda los barrios de la periferia que anteriormente se trataban de pedanías y fueron incorporadas a la ciudad, estos barrios tiene grandes dimensiones y una baja densidad urbana, lo que genera una fragmentación escasa ya que disponen de grandes áreas agrícolas, característico de Valencia, que no han sido urbanizadas y por ello no han sido subdivididas en diferentes fragmentos. También cabe decir que sea ha encontrado una alta diversidad de usos de suelo en todos sus barrios, indicando que no es una ciudad monofuncional en la que los usos son escasos, sino que todos los barrios disponen de una alta diversidad reduciendo en este caso el desplazamiento a áreas con equipamiento básico, ya que la mayoría de barrios de Valencia disponen de estos servicios considerados esenciales.

4. APLICACIÓN DE LOS ÍNDICES DE FRAGMENTACIÓN A LA ESTIMACIÓN DE LA POBLACIÓN POR UNIDADES ADMINISTRATIVAS EN LA CIUDAD DE VALENCIA

En este apartado se pretende relacionar los resultados obtenidos tras aplicar la herramienta *IndiFrag* a una clasificación orientada a objetos de los barrios de Valencia, con el dato de la población conocido de cada uno de estos barrios. Ello servirá como base para la creación posterior de un modelo de estimación de la población en entornos urbanos de similares características.

Gracias a la *Oficina d'Estadistica de l'Ajuntament de València* se conoce el dato de población a nivel de distrito y barrio de varias fechas. En este caso, debido a que la clasificación está realizada con datos del 2008, se han utilizado los datos de población de 2008, que se encuentran en el *Padró Municipal d'Habitants* a fecha del 1 de enero del 2008. Esta información ha sido almacenada en la capa de los súper-objetos que forman los barrios, para facilitar su posterior uso y estudio.

Según el Instituto Nacional de Estadística (INE) las cifras de población del Padrón se obtienen según se detalla en la normativa padronal y se difunden por el INE una vez que se ha publicado en el Boletín Oficial del Estado (BOE) el Real Decreto de aprobación de las mismas. El Padrón municipal es el registro administrativo donde constan los vecinos de un municipio, sus datos constituyen la prueba de residencia en el municipio y del domicilio habitual. La legislación española sobre régimen local establece las normas para la formación del Padrón municipal, las cifras de población provenientes de la revisión del Padrón son declaradas oficiales en cada uno de los municipios españoles por el Gobierno mediante Real Decreto, el INE procede a su difusión una vez publicado en el BOE.

Todo ello se publica en El Anuario Estadístico de la Ciudad de Valencia, que es una publicación estadística de carácter general que reúne una amplia información temática y cuyo objetivo es ofrecer un panorama cuantitativo global de la ciudad y de los fenómenos sociales y urbanos que en ella se desarrollan. Está publicación se edita ininterrumpidamente desde 1985 (*Oficina d'Estadistica de l'Ajuntament de València*).

Por otro lado, sobre el método aplicado, mediante el software *STATGRAPHICS Centurion* se realiza una regresión lineal múltiple para ajustar el modelo lo mejor posible a los datos. Posteriormente se explicará con más detalle en qué consiste el método, además de analizar los resultados.

4.1. ANTECEDENTES

A modo de introducción, se explican a continuación algunos estudios realizados hasta la fecha en relación con el análisis de la población mediante variables extraídas de la teledetección.

Según Liu y Herold (2006) el conocimiento del tamaño y de la distribución espacial de la población humana en un área urbana es esencial para comprender y responder a una gran cantidad de problemas sociales, económicos y medioambientales. Estos datos son tradicionalmente extraídos de censos, estadísticas municipales, entrevistas, cuestionarios y sondeos de campo, pero el alto coste de las frecuentes actualizaciones y los problemas de agregación espacial y diseño de límites, han fomentado el uso de la teledetección para adquirir datos de población de calidad. Los tres métodos estudiados en Liu y Herold (2006) son: un modelo de regresión lineal basado en los usos del suelo, un modelo de regresión lineal basado en medidas espaciales derivadas de la teledetección y el último, también usando las medidas espaciales pero ponderando la regresión geográficamente, llegando a la conclusión de que es conveniente utilizar la teledetección como fuente adicional en la estimación de la población.

Otra de las aplicaciones surgidas se puede ver en Baudot (2001), donde se explica la necesidad de una alternativa a los censos de población. Mediante una combinación de datos de imágenes satelitales, imágenes aéreas de gran escala y trabajo de campo realizan una estimación de la población para lleva a cabo tareas de gestión en los usos del suelo.

También se ha investigado la relación del área y volumen de los objetos urbanos con la estimación de la población de los bloques censales, donde a través de datos LiDAR se ha calculado el volumen de los distintos objetos (Lu et al., 2011). Se probaron cuatro modelos de regresión, llegando a la conclusión de que los modelos basados en el volumen y con múltiples variables obtenían mejores resultados. El ajuste no empeora al tratarse de áreas heterogéneas con distintos tipos de construcciones.

Siguiendo esta misma línea, en Hermosilla et al. (2013) se realiza una estimación preliminar con los datos extraídos del LiDAR para predecir la población a nivel de barrio utilizando una recta de regresión lineal simple. En este caso, se consideran únicamente los barrios que presentan una estructura urbana, dejando fuera los principalmente rurales o no urbanos. La estimación se realiza en primer lugar utilizando el volumen de los edificios, obteniendo una estimación con R^2= 0,60. Posteriormente se restringe a edificios de uso urbano o residencial, logrando un coeficiente de determinación de R^2= 0,78.

4.2. MODELO ESTADÍSTICO

El modelo estadístico seleccionado para estimar el valor de la población ha sido la regresión lineal múltiple. Según Hair et al. (1999) la regresión múltiple es una técnica multivariante y es el método de análisis adecuado para la investigación cuando una única variable métrica dependiente se supone relacionada con una o más variables métricas independientes. El objetivo de este método es predecir los cambios en la variable dependiente en respuesta a cambios de las variables independientes, por lo que se utiliza para predecir la cantidad o magnitud de la variable dependiente.

Como también se explica en Montanero (2008), este método se utiliza para tratar de explicar cierta cantidad de variables respuesta (dependiente) mediante una relación lineal con otras llamadas explicativas (independientes). Existe el problema de la selección de variables explicativas, el cual consiste en la eliminación de aquellas variables que no tienen relevancia en el modelo, con el objetivo de obtener una estructura lo más sencilla posible. Para lleva a cabo este procedimiento, suele recurrirse a métodos de eliminación hacia atrás (*backward*) o de introducción hacia delante (*forward*).

En primer lugar, el método *backward* consiste en considerar inicialmente todas las variables en el modelo y además tener en cuenta todos los test parciales. Se va eliminando la variable que aporte el resultado menos significativo, posteriormente se vuelve a aplicar los test parciales en el modelo resultante (reducido) y se elimina otra variable. El proceso de eliminación termina cuando los test parciales dan un resultado significativo.

En segundo lugar, el método *forward* consiste en contrastar todas las regresiones sobre las variables individuales e introducir la variable que presente un resultado más significativo. A continuación, se consideran los modelos que tienen como variables independientes la ya introducida y otra, considerándose los contrastes parciales para decidir la eliminación de la otra. El proceso finaliza cuando deja de darse resultados significativos.

Sin embargo, existe otro método llamado pasos sucesivos (*stepwise*) que es una unión de los dos anteriores. Se basa en el método *forward*, con la diferencia de que cada vez que se introduce una nueva variable se realiza un método *backward* para las variables introducidas hasta ese momento, de este modo la introducción de una nueva variable puede suponer la eliminación de otra que ya había sido introducida previamente si ésta deja de aportar significancia al modelo (Montanero, 2008).

4.3. DATOS DE ENTRADA Y PREPROCESADO

Para llevar a cabo la estimación de la población, los datos necesarios en este caso son los resultados del análisis de la fragmentación del paisaje (variables independientes) y una muestra de la variable de población de cada barrio (variable dependiente). Se dispone del dato de población de todos los barrios de Valencia (fuente: *Oficina d'Estadistica de l'Ajuntament de Valencia*) para diferentes fechas, como en este caso la clasificación de partida ha sido realizada con datos del 2008, se ha seleccionado la población real de ese año.

Por otro lado, los índices seleccionados para el análisis de la estimación han sido todos los índices calculados a nivel de súper-objeto, es decir, de barrio. Adicionalmente, se han incluido otros índices a nivel de clase, ya que se ha considerado que los índices de la clase vivienda son relevantes en el cálculo de la población. Para ello, se ha programado con *Pyhton* un código que extrae el valor de los índices por clase, únicamente de la clase vivienda, y los guarda como una variable nueva en la capa de entrada a cada barrio correspondiente. Los índices que se han extraído de vivienda son el Área, Perímetro, Número de Objetos, Densidad de Borde, Dimensión Fractal, Índice de Forma, RMPA, Densidad Objeto y Grado de Coherencia. Se han almacenado añadiendo el subíndice "_viv".

Adicionalmente, como se dispone de datos LiDAR, concretamente de un Modelo Digital de Superficies normalizado (nDSM) de 1 metro de pixel, facilitado por el Grupo de Investigación de Cartografía GeoAmbiental y Teledetección (CGAT) de la Universidad Politécnica de Valencia, se ha incluido el dato de la altura media de los objetos como variable adicional en el cálculo de la estimación. El nDSM fue calculado mediante un proceso iterativo (Estornell et al, 2003). En primer lugar, se calcula el Modelo Digital del Terreno (DTM) a partir de los datos LiDAR que se convirtieron a formato *raster* disponiendo así del Modelo Digital de Superficies (DSM), el procedimiento consiste en filtrar los puntos que corresponden con vegetación, edificios o cualquier elemento por encima de la superficie, este proceso se lleva a cabo seleccionando los puntos de altura mínima de una ventana que recorre la zona de estudio y que en cada iteración reduce su tamaño para ir mejorando la calidad del DTM. En segundo lugar, una vez se ha calculado el DTM se procede a calcular la resta del DSM y el DTM, generando así el nDSM con los edificios y la vegetación (nDSM = DSM - DTM) (Hermosilla y Ruiz, 2009).

Para dotar del dato de la altura media a cada objeto, con el módulo *ArcToolBox* de *ArcGis*, la herramienta *Spatial Analyst Tools*, en concreto *Zonal Statistics as Table* se ha calculado para cada elemento de la capa con los objetos clasificados una selección de variables extraidas del nDSM, entre ellas la altura mínima, máxima, el rango, la media y desviación, que son las consideradas relevantes. Una vez calculada la altura media de los objetos y como se dispone del área de los mismos, se ha realizado el cálculo del volumen de los objetos, ya que se

sabe que la relación entre el volumen y el cálculo de población es muy alta (Lu et al, 2011). Es por ello, que se calcula el volumen de todos los objetos, como se muestra en la Figura 46.

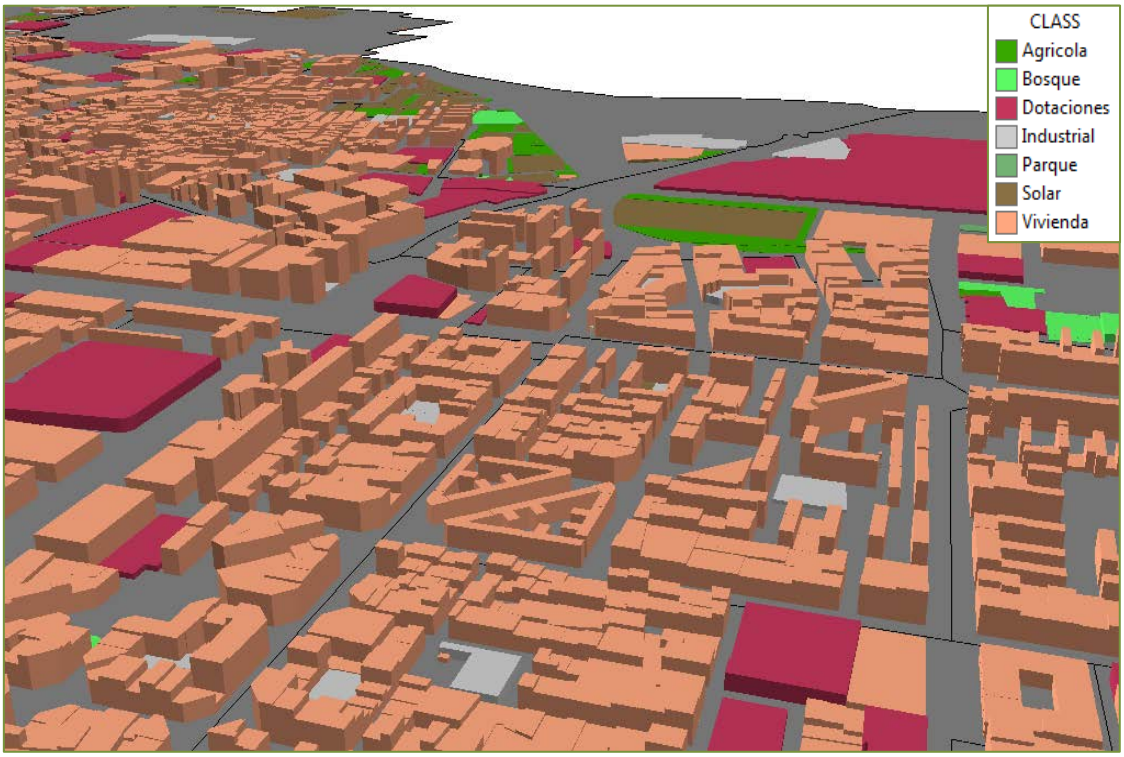


Figura 46: Volumen de los objetos m^3 (base x altura media). Modelo creado con ArcScene

Una vez calculado el volumen de los objetos, se realiza el sumatorio del volumen para cada barrio, en este sumatorio sólo participan los objetos de la clase vivienda, de este modo se obtiene el dato del volumen total de vivienda para cada barrio, puesto que son los que influyen en el cálculo de la población. Este paso ha sido calculado con código *Python*, que además de calcular almacena el valor total para cada barrio.

Cuando ya se dispone de todas las variables que pueden influir en la estimación de la población, como están almacenadas en la capa de los objetos clasificados, hay que hacer un *dissolve* por el campo con el nombre del barrio y mantener todas las variables del nivel de súper-objeto, más las calculadas anteriormente. Realizado esto, se hace un *join data* de los datos con la capa donde se tienen los barrios, de este modo se dispone de una capa final con los límites de los barrios y todos sus valores almacenados en la tabla de atributos. Por último hay que exportar la tabla de atributos a una tabla editable con *Excel*.

Realizado todo lo mencionado anteriormente se procede al cálculo de la estimación de la población mediante el método de paso a paso hacia delante y hacia atrás, puesto que son las opciones que se pueden computar en *STATGRAPHICS.*

4.4. METODOLOGÍA

El Software elegido para la creación del modelo de estimación de la población ha sido *STATGRAPHICS Centurion*, es una potente herramienta de análisis de datos que combina una amplia gama de procedimientos analíticos con gráficos interactivos para proporcionar un entorno integrado de análisis que puede ser aplicado en distintas fases de un proyecto.

El método escogido para calcular el modelo ha sido el de regresión múltiple, puesto que es la técnica estadística más adecuada. Se localiza en el menú en la siguiente ruta: *Relacionar–>Varios Factores-> Regresión Múltiple*.

Según la guía de contenido del programa, el procedimiento de regresión múltiple está diseñado para construir un modelo estadístico que describe el impacto de dos o más factores cuantitativos X (variables independientes) en una variable dependiente Y. El procedimiento incluye una opción para ejecutar una regresión por pasos, en la cual se seleccionan un subgrupo de variables. El modelo ajustado se puede utilizar para hacer predicciones, incluyendo límites de confianza y de predicción. Los residuos también pueden ser grafiados y las observaciones influyentes identificadas.

4.4.1. Análisis del dato de población

En primer lugar, antes de comenzar con la creación de los modelos de estimación es conveniente conocer el dato de partida, que en este caso es el observable de población de los distintos barrios, se trata de un dato conocido que en el modelo de regresión será la variable dependiente que se quiere predecir.

Se dispone del dato de población en un total de 87 barrios, su promedio es de 9311.08 unidades, con una desviación estándar de 7670.53 y coeficiente de variación de 82.38%, su rango de valores varía desde 62 a 37410 y como se puede observar en la Figura 47 no sigue una distribución normal.

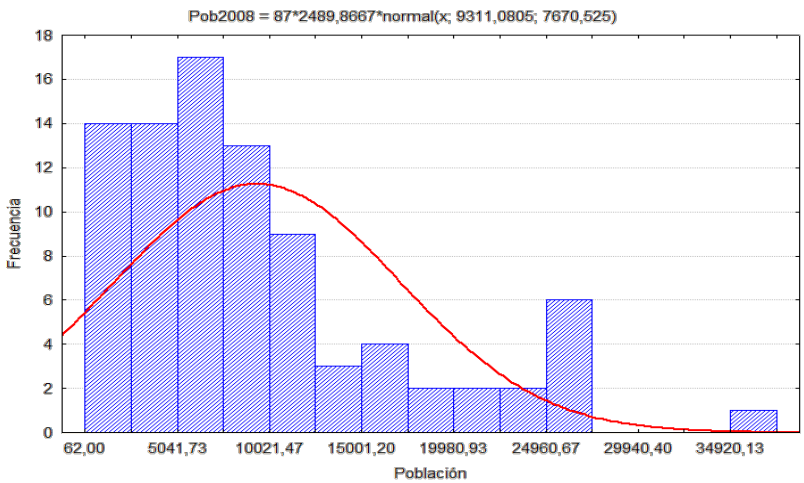


Figura 47: Histograma de la frecuencia de la población por barrios

El análisis realizado indica la alta variabilidad del dato de población en los distintos barrios de Valencia, lo cual puede desencadenar en la aparición de problemas a la hora de su estimación. En el Anexo 4 se puede encontrar un mapa con la densidad de población de cada barrio.

4.4.2. Clasificación de los barrios

Haciendo un pequeño estudio de los barrios de la zona de aplicación se ha observado que a simple vista y con ayuda de los resultados del análisis de fragmentación existen dos tipologías diferenciadas de barrios, los primeros céntricos con alta densidad de edificaciones pequeñas y formas complejas y los segundos, barrios de la periferia que fueron construidos conforme la ciudad crecía, caracterizados por formarse de edificaciones de mayor tamaño y más ordenadas espacialmente. Por todo ello, se quiere estudiar cómo sería el modelo de predicción si se hace una clasificación de dos tipos de barrios, los del casco antiguo y ensanche y los de la periferia, para analizarlos por separado con la finalidad de comprobar si mejora la estimación. Para facilitar la selección de los barrios en dos clases, se ha realizado una clasificación no supervisada, se ha realizado un análisis de conglomerados con *STATGRAPHICS* y los resultados de los índices de fragmentación del paisaje ya calculados, con el objetivo de estimar mejor la población con un modelo diferente para cada caso, en función de la estructura de las diferentes zonas urbanas.

El procedimiento de análisis de conglomerados está diseñado para agrupar variables en conglomerados basados en el parecido entre ellas (manual de *STATGRAPHICS*), el procedimiento calcula las distancias entre las variables. El método seleccionado para calcular los conglomerados ha sido k-medias, para crear conglomerados es importante tener una medida de similitud para que los objetos parecidos puedan ser unidos. La métrica aplicada en este caso ha sido la distancia euclidiana cuadrada, cuya fórmula es la siguiente:

$$d(x,y) = \sum_{i=1}^{p} (x_i - y_i)^2$$

El método de k-medias trabaja seleccionando k objetos para ser las semillas iniciales para los k conglomerados deseados, en este caso se buscan dos conglomerados porque se quiere diferenciar dos tipos de barrios. Los objetos restantes son asignados al conglomerado cuya semilla esté más cercana de estos, y posteriormente se calculan los centroides de cada conglomerado. Paso seguido, se revisa cada objeto para comprobar si su centroide sigue siendo el mismo que anteriormente, si no lo es se reasigna y se vuelven a calcular los centroides de nuevo, este último paso se repite hasta que no haya cambios.

Se muestra a continuación el resumen de *STATGRAPHICS* tras aplicar el

método de k-medias (Tabla 17):

Tabla 17: Resultado del análisis de conglomerados por el método de k-medias

Conglomerado	Miembros	Porcentaje
1	43	49.43
2	44	50.57

En la Figura 48 puede observarse geográficamente la distribución de las clases de los barrios, siendo el conglomerado 2 el correspondiente a casco antiguo y ensanche y el conglomerado 1 a la periferia y cómo a simple vista el resultado coincide con lo esperado.

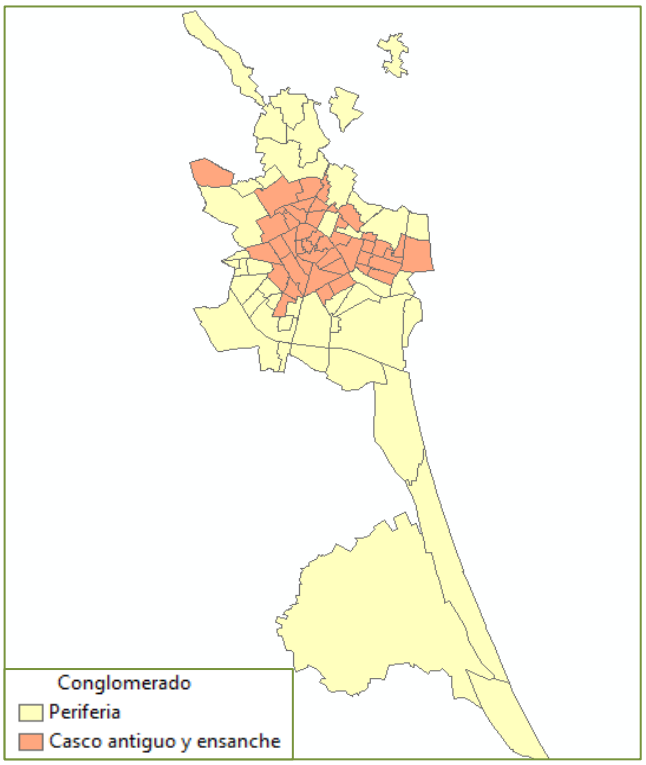


Figura 48: Resultado de la clasificación no supervisada de los barrios por el método k-medias

- **Centroides**

El programa *STATGRAPHICS* facilita un listado con los centroides finales del análisis de conglomerados, si se interpretan estos centroides que han sido utilizados en el análisis (Tabla 18), se puede observar que el grupo uno o periferia consta de barrios de mayor superficie y sin embargo con menor densidad urbana, además el tamaño medio de los objetos es mayor, del mismo modo que el índice de separación es mucho mayor, debido a las grandes distancias que separan a los objetos, a su vez esto señala que los barrios del grupo dos o casco antiguo y ensanche, al contrario que los anteriores, están formados por objetos de menor tamaño, más próximos entre sí y muy agrupados sin seguir una distribución uniforme, lo que es característico de este tipo de barrios más céntricos.

Tabla 18: Centroides del análisis de conglomerados por el método de k-medias

	Conglomerado	
Variable	**1**	**2**
AreaSO	2544370	493052
PerimSO	6817,92	3177,08
PerimT	25927,8	31949,2
NCl	5,97674	5,47727
NobSO	311,047	600
IFU	140,326	37,4896
IFUP	1,40589	0,191755
DU	0,351307	0,553524
TMSO	1567,66	525,085
DBSO	0,032733	0,0745536
DFSO	1,05035	1,03856
IFSO	1,22182	1,17179
DOSO	336,134	1237,34
TEMSO	13001,3	3595,28
DEMSO	0,0307144	0,0009221
PNSO	215,183	30,2048
GCSO	0,0152515	0,00643813
GDSO	0,984749	0,993562

	Conglomerado	
Variable	**1**	**2**
ISSO	218887	351,436
DSHAN	1,17754	0,788427
USHAN	0,664923	0,468938
IFFR	0,170543	0,253788
IFFA	0,493029	0,125825
DDSO	1,95006	1,36334
RCBSO	0,194372	0,154207
PCBSO	0,157891	0,130713
Area_viv	118855	195043
Perim_viv	13706,6	28140
Nob_viv	207,651	545,114
DB_viv	0,0163214	0,0594436
DF_viv	1,04514	1,03654
IF_viv	1,14193	1,09887
RMPA_viv	0,290711	0,295968
DO_viv	246,044	1130,03
GC_viv	0,00203875	0,00172104

El resultado obtenido en la clasificación de los barrios (Tabla 19) ha resultado adecuado, puesto que a simple vista se puede observar la diferencia estructural entre barrios céntricos y no céntricos. Adicionalmente, se va a realizar el estudio de la asignación de algunos barrios para confirmar que se acepta como fiable la clasificación. Una vez validado el cálculo, se procederá a realizar el cálculo del modelo de estimación de la población diferenciando en cada uno de los grupos, estableciendo para ello dos modelos independientes.

En el Anexo 2 se puede observar el mapa con la distribución de los barrios y un listado con el nombre de cada uno, además están agrupados, por la asignación de un color, en función del distrito al que pertenecen.

Tabla 19: Resultados de la asignación de conglomerado por barrio

Barrio	Conglom.
10 - CIUTAT DE LES ARTS	1
10 - LA FONTETA S.LLUIS	1
10 - LA PUNTA	1
10 - MALILLA	1
10 - NA ROVELLA	1
11 - EL GRAU	1
11 - LA MALVA ROSA	1
11 - NATZARET	1
12 - PENYA ROJA	1
13 - LA CARRASCA	1
14 - CAMI DE VERA	1
15 - SANT LLORENS	1
16 - CIUTAT FALLERA	1
17 - BENIFARAIG	1
17 - BORBOTO	1
17 - CARPESA	1
17 - EL POBLE NOU	1
17 - LES CASES DE BARCENA	1
17 - TAULADELLA	1
17 - MASSARROJOS	1
18 - BENIFERRI	1
19 - EL CASTELLAR LOLI	1
19 - EL FORN DALCEDO	1
19 - EL PALMAR	1
19 - EL PERELLONET	1
19 - EL SALER	1
19 - FAITANAR	1
19 - LA TORRE	1
19 - PINEDO	1
4 - SANT PAU	1
5 - TRINITAT	1
6 - CIUTAT UNIVERSITARIA	1
7 - LA FONTSANTA	1
7 - LA LLUM	1
7 - SOTERNES	1
7 - TRES FORQUES	1
8 - FAVARA	1
8 - SAFRANAR	1
8 - SANT ISIDRE	1
8 - VARA DE QUART	1
9 - CAMI REIAL	1
9 - LA CREU COBERTA	1
9 - SANT MARCELLI	1

Barrio	Conglom.
1 - EL CARME	2
1 - EL MERCAT	2
1 - EL PILAR	2
1 - LA SEU	2
1 - LA XEREA	2
1 - SANT FRANCESC	2
10 - EN CORTS	2
10 - MONT-OLIVET	2
11 - BETERO	2
11 - CABANYAL	2
12 - AIORA	2
12 - ALBORS	2
12 - CAMI FONDO	2
12 - LA CREU DEL GRAU	2
13 - CIUTAT JARDI	2
13 - L ILLA PERDUDA	2
13 - LA VEGA BAIXA	2
13 - LAMISTAT	2
14 - BENIMACLET	2
15 - ELS ORRIOLS	2
15 - TORREFIEL	2
16 - BENICALAP	2
18 - BENIMAMET	2
2 - EL PLA DEL REMEI	2
2 - LA GRAN VIA	2
2 - RUSSAFA	2
3 - ARRANCAPINS	2
3 - EL BOTANIC	2
3 - LA PETXINA	2
3 - LA ROQUETA	2
4 - CAMPANAR	2
4 - EL CALVARI	2
4 - LES TENDETES	2
5 - MARXALENES	2
5 - MORVEDRE	2
5 - SANT ANTONI	2
5 - TORMOS	2
6 - EXPOSICIO	2
6 - JAUME ROIG	2
6 - MESTALLA	2
7 - NOU MOLES	2
8 - PATRAIX	2
9 - LA RAIOSA	2
9 - LHORT DE SENABRE	2

Con el fin de validar la selección de los barrios en cada grupo, se ha hecho uso de planos históricos de Valencia para ver que los barrios seleccionados como casco antiguo o ensanche fueron construidos hace más de 70 años y de algún modo justificar su característica morfología.

Los barrios pertenecientes al distrito de Ciutat Vella forman parte de la Valencia amurallada del siglo XVI. Posteriormente, a lo largo de los años surgieron diversas propuestas de proyectos del ensanche, pero no fue hasta el siglo XX cuando se llevó a cabo, debido al gran crecimiento de la población en la ciudad (Figura 49, derecha) (Llopis y Perdigón, 2012). Con esta ampliación surgieron los barrios de los distritos de l'Eixample, Extramurs, el Plà del Real y La Saïdia, todos ellos han sido considerados dentro del grupo del casco antiguo y ensanche, a excepción de dos barrios que son Trinitat y la Ciutat Universitaria.

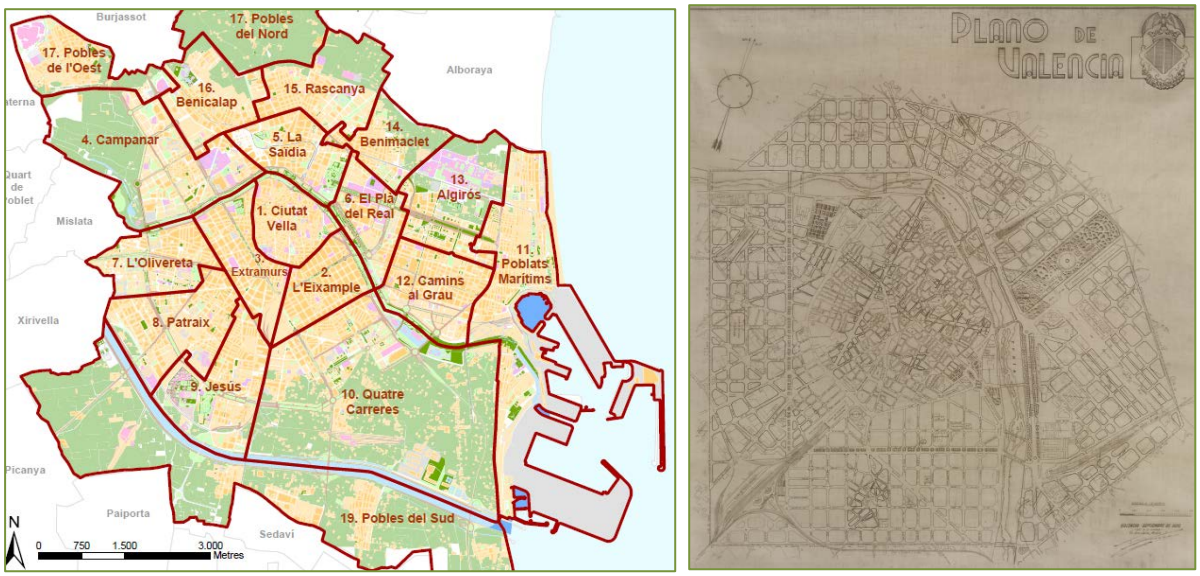


Figura 49: Distritos de Valencia en la actualidad (izqda.) y ensanche de Valencia en el siglo XX (dcha.)

El análisis de conglomerados los ha situado fuera de este grupo, en el caso de Trinitat porque este barrio cuenta con una gran superficie de parque, con lo cual sus variables no se aproximan a los mismos centroides que el resto de su distrito, sin embargo la estructura de los objetos sin tener en cuenta el Parque de los Viveros es similar a los barrios de la clase del casco antiguo, por ese motivo se procede a reclasificar este barrio como perteneciente al conglomerado de casco antiguo o ensanche, ya que se ha valorado que se ajusta más al perfil de este caso. Sin embargo, el barrio de la Ciutat Universitaria no se cambia de grupo, debido a que su estructura interna es más similar a los barrios de la periferia. Siguiendo con el análisis, se ha comprobado que muchos los barrios que restan en este grupo son antiguos municipios independientes que a lo largo del siglo XIX fueron incorporándose a Valencia, como es el caso de Benimamet, Benicalap, Campanar, Orriols, Patraix y Benimaclet, entre otros, de ahí que su estructura interna sea similar a los barrios más antiguos de Valencia.

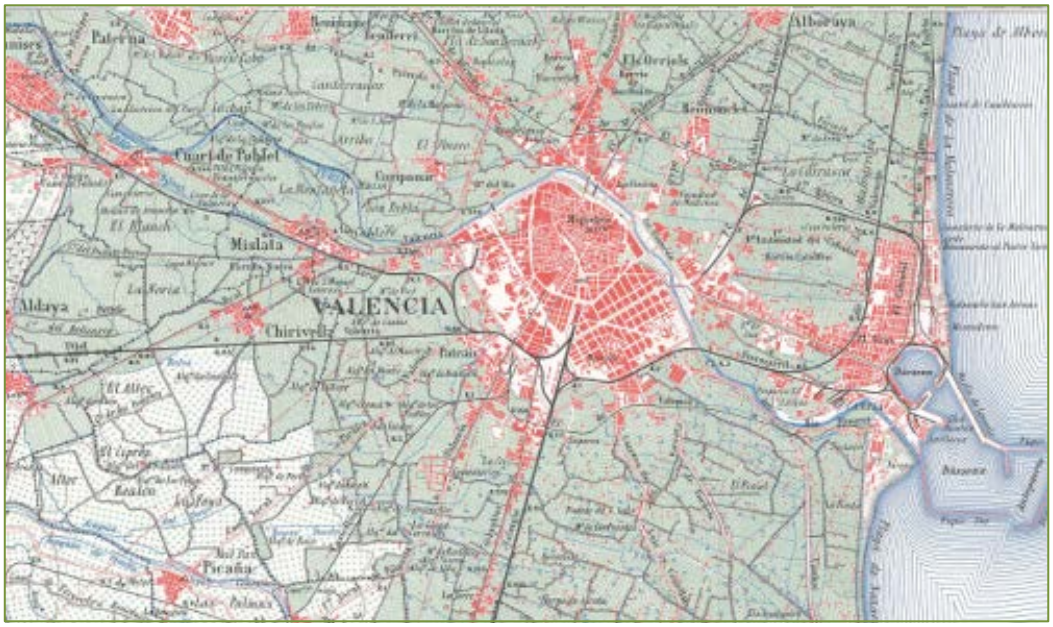


Figura 50: Mapa Topográfico Nacional. Hoja 722 (Instituto Geográfico Nacional 1944)

Por otro lado, el barrio del Cabañal es uno de los más antiguos de Valencia, se conocía como el barrio marinero, la morfología de sus objetos deriva de las antiguas barracas paralelas al mar, este barrio junto con los que lo unen con el centro histórico han sido considerados como ensanche, como se puede observar en la Figura 50 se trata de barrios históricos y su morfología interna es similar a los barrios de este grupo.

El resultado final de los barrios considerados como casco antiguo o ensanche se muestra en la Figura 51, al resto de barrios se les ha asignado la tipología de periferia de Valencia. A partir de esta clasificación se procederá a realizar la estimación de la ecuación de regresión con las diferentes agrupaciones obtenidas.

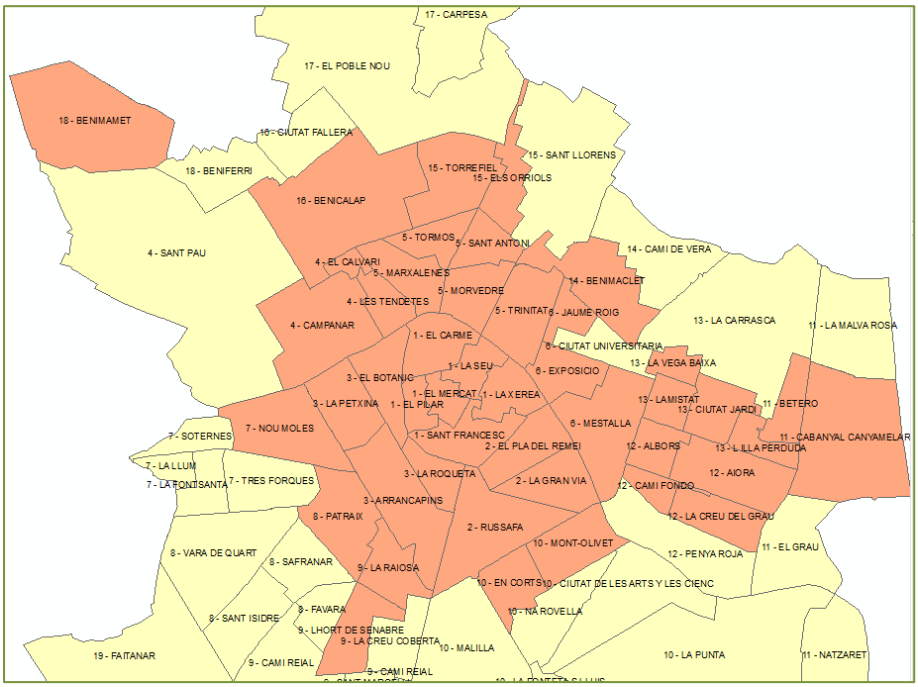


Figura 51: Resultado final del conglomerado de Casco antiguo y Ensanche

4.4.3. Correlación entre las variables

Debido a que se pretende estimar la población con las variables resultantes del cálculo de la fragmentación urbana, se ha realizado un estudio de la correlación entre las muchas variables obtenidas, ya que diversas de ellas se obtienen de manera similar y así descartar en el ajuste las que están altamente correladas para evitar la multicolinealidad.

Como se explica en Hair et al. (1999), cuando se utiliza un método de búsqueda secuencial, como es el caso, hay que tener en cuenta la multicolinealidad entre las variables independientes. La multicolinealidad representa el grado en el que cualquier efecto de una variable puede ser previsto o explicado por otras variables del análisis. Esto puede tener un impacto sustancial sobre el resultado final del modelo, ya que reduce el poder predictivo de las variables independientes que están asociadas a otras variables independientes. La situación ideal sería tener una cantidad de variables altamente correladas con la variable dependiente, pero con poca correlación entre sí. La predicción global aumenta mucho más lentamente conforme se añaden variables con un alto nivel de correlación.

Es por ello, que mediante *STATGRAPHICS* se ha realizado el análisis de correlación entre las 35 variables procedentes de la fragmentación (*Análisis multivariado - correlaciones*). Este proceso se ha llevado a cabo en los tres casos en los que se quiere calcular el modelo de predicción por separado, es decir, para los 87 barrios juntos, para los barrios del Casco Antiguo y para los de la Periferia. Para ello, se han analizado las correlaciones momento producto de *Pearson* entre cada par de variables (el rango de estos coeficientes de correlación varía de -1 a 1) que miden la fuerza de la relación lineal entre las variables, al detectarse las variables correladas entre sí (valores por encima de 0,5) se ha vuelto a realizar un análisis de correlación, pero en esta ocasión de las variables correladas con la variable de población, para seleccionar de todas ellas la que mayor correlación tenga con el dato de población, para lograr un mejor modelo predictor. Adicionalmente, se ha añadido el valor del volumen de vivienda a estos conjuntos de variables, aunque su correlación con la variable de área de vivienda es muy elevado, ya que se quiere comprobar su influencia en el modelo con y sin este dato.

En las Tablas 20, 21 y 22 se pueden observar las variables seleccionadas para cada caso, que serán introducidas en el modelo, y sus coeficientes de correlación.

Tabla 20: Coeficientes de correlación de las 6 variables seleccionadas para todos los barrios

	DU	Area_Viv	TMSO	IF_Viv	RCBSO	Vol_Viv
DU	-	0,2457	-0,0711	-0,3694	0,0326	0,4313
Area_Viv	0,2457	-	-0,0658	-0,0724	0,074	0,8442
TMSO	-0,0711	-0,0658	-	0,1617	0,0084	-0,128
IF_Viv	-0,3694	-0,0724	0,1617	-	0,1554	-0,3127
RCBSO	0,0326	0,074	0,0084	0,1554	-	-0,0339
Vol_Viv	0,4313	0,8442	-0,128	-0,3127	-0,0339	-

Tabla 21: Coeficientes de correlación de las 8 variables seleccionadas para el Casco Antiguo

	Area_Viv	IFUP	DEMSO	DBSO	DF_Viv	IFFR	RCBSO	Vol_Viv
Area_Viv	-	0,4475	-0,3673	-0,0897	-0,002	-0,3656	0,0548	0,8826
IFUP	0,4475	-	-0,4466	-0,3151	-0,0143	-0,3168	0,279	0,3257
DEMSO	-0,3673	-0,4466	-	0,1611	0,1311	0,3677	-0,3547	-0,3034
DBSO	-0,0897	-0,3151	0,1611	-	0,3522	0,0751	-0,2896	-0,1439
DF_Viv	-0,002	-0,0143	0,1311	0,3522	-	-0,285	-0,1602	-0,1092
IFFR	-0,3656	-0,3168	0,3677	0,0751	-0,285	-	-0,2451	-0,2605
RCBSO	0,0548	0,279	-0,3547	-0,2896	-0,1602	-0,2451	-	0,0818
Vol_Viv	0,8826	0,3257	-0,3034	-0,1439	-0,1092	-0,2605	0,0818	-

Tabla 22: Coeficientes de correlación de las 6 variables seleccionadas para la Periferia

	DU	Perim_Viv	DF_Viv	IFFA	RCBSO	Vol_Viv
DU	-	0,0759	-0,2472	-0,4859	0,1298	0,2666
Perim_Viv	0,0759	-	0,1238	-0,3096	0,228	0,6109
DF_Viv	-0,2472	0,1238	-	0,1102	0,1347	-0,2597
IFFA	-0,4859	-0,3096	0,1102	-	-0,1884	-0,3253
RCBSO	0,1298	0,228	0,1347	-0,1884	-	0,1136
Vol_Viv	0,2666	0,6109	-0,2597	-0,3253	0,1136	-

Una vez analizadas las variables independientes y seleccionadas las más adecuadas para los diferentes modelos, se puede proceder al cálculo del modelo de estimación de la población, ya que se han reducido las posibilidades de la aparición de multicolinealidad en el modelo.

4.4.4. Modelos de estimación de la población

Una vez se han separado los datos en dos tipologías, y eliminado las variables correladas, se puede proceder a calcular la estimación con el programa *STATGRAPHICS*. Para ello se han realizado tres ensayos diferentes, uno para cada conglomerado calculado y otro para todo el conjunto de los datos, es decir, se ha realizado una estimación para los barrios del Casco Antiguo y Ensanche, otra diferente para los barrios de la Periferia y una última para el conjunto de todos los barrios, con el fin de comparar los resultados y escoger el más significativo. Además, en cada ensayo se ha realizado el cálculo con el dato del volumen de vivienda (que proviene de datos LiDAR) y sin el dato del volumen, para estudiar el caso en que no se dispone de datos de altura para la estimación de la población y ver así su influencia en el modelo.

Para empezar, se ha realizado el análisis de regresión múltiple (*Relacionar – Factores múltiples – Regresión múltiple*), donde se selecciona la variable dependiente, que en este caso se trata del dato de población de cada barrio y las variables independientes, llamadas predictores en *STATGRAPHICS,* que son las anteriormente seleccionadas. Posteriormente, se selecciona el método a aplicar, especificando si se quiere incluir una constante en el modelo, el criterio de selección de las variables, así como su valor.

El método aplicado ha sido el de paso a paso hacia delante, ya que se ha comprobado que los resultados eran igual que aplicando el método hacia atrás, se ha añadido una constante en el modelo, el valor de la constante coincide con el punto en el que la recta de regresión corta con el eje de ordenadas, se incluye porque en este tipo de métodos de regresión es aconsejable su adición (Hair et al., 1999). Por otro lado, el criterio de selección ha sido la significancia en el modelo, es decir, el Valor-P con 0,01 para agregar o eliminar una variable.

4.4.5. Resumen de los análisis

Cuando se realiza el análisis de regresión múltiple con *STATGRAPHICS,* el programa utiliza varios índices estadísticos para valorar el modelo ajustado, por ello es importante conocer el significado de cada uno:

$\boldsymbol{R^2}$: es el coeficiente de determinación, representa el porcentaje de variabilidad de la variable dependiente. Esta medida mide la bondad del ajuste realizado y permite decidir si el ajuste lineal es suficiente o se deben buscar modelos alternativos. El restante de R^2 es atribuido a las desviaciones del modelo, las cuales pueden aparecer debido a otros factores, errores de medición o fallos del modelo para ajustar los datos adecuadamente.

$\boldsymbol{R^2}$ **ajustado**: es el estadístico R^2 ajustado según el número de variables en el modelo. Este valor normalmente se utiliza para comparar las diferentes ecuaciones de regresión estimadas con distintas variables independientes o diferentes tamaños muestrales.

Error estándar de la Estimación (EEE): también llamado Raíz del Error Cuadrático de la Media (RMSE), se trata de la desviación estándar estimada de los residuos (las desviaciones alrededor del modelo). Este valor se usa para crear límites de predicciones para nuevas observaciones, es la raíz cuadrada del error medio cuadrático (EMC).

Error medio cuadrático (EMC): se trata de la media del sumatorio de los residuos al cuadrado.

En resumen de lo anterior expuesto, el estadístico R^2 indica que el modelo ajustado explica el % de la variabilidad en la población, el estadístico R^2ajustado es más apropiado para comparar modelos con diferente número de variables independientes, y el EEE muestra la desviación estándar de los residuos, este valor puede usarse para construir límites para nuevas observaciones.

Con todo lo anteriormente explicado, en la Tabla 23 se puede observar un resumen de los resultados obtenidos en los seis análisis llevados a cabo con diferentes muestras y variables.

Tabla 23: Resumen de los modelos de estimación de la población y sus índices estadísticos

Muestra	Caso	Vbles.	R^2	R^2 ajust.	EEE	EAM	Modelo de Estimación calculado
Todos los barrios (87)	Con Volumen	6	75,46	75,17	3822,41	2856,52	Pob2008 = 493.17 + 0.00381646*Vol_Viv
	Sin Volumen	5	65,63	64,39	4577,19	3556,86	Pob2008 = 44706.8 + 7724.71*DU + 0.0425478*Area_Viv - 40705.2*IF_Viv
Casco Antiguo y Ensanche (45)	Con Volumen	8	67,92	67,18	4679,01	3547,95	Pob2008 = 774.401 + 0.0038197*Vol_Viv
	Sin Volumen	7	64,33	63,50	4933,87	3871,16	Pob2008 = 2849.1 + 0.0522398*Area_Viv
Periferia (42)	Con Volumen	6	75,41	74,15	2381,28	1761,58	Pob2008 = -706.713 + 5535.01*DU + 0.00307905*Vol_Viv
	Sin Volumen	5	59,92	56,76	3080,02	2263,11	Pob2008 = 91784.1 + 7182.42*DU + 0.282323*Perim_Viv - 88653.4*DF_Viv

En primer lugar, al calcular el modelo con todos los barrios se tiene un tamaño de muestra de 87, en el primer ajuste se han introducido 6 variables no correladas (a excepción del volumen de vivienda que sí lo está) pero sólo se ha incluido en el modelo la variable de volumen, puesto que su significancia es de Valor-P inferior a 0,05 y el resto de variables se quedan fuera del modelo. Resultando en un coeficiente de determinación R^2 ajustado de 75,17% y un EEE de 3822,41. A pesar de ser el modelo calculado con mayor coeficiente, el error de la estimación es bastante elevado, que como se comprobará más adelante tiene que ver con la estimación de los barrios céntricos. En segundo lugar, se ha realizado el mismo ajuste pero descartando la variable de volumen, de las cinco variables que se añaden, entran tres en el modelo, la variable de Area_viv aporta el 52,6% del coeficiente, seguido del IF_viv con un 9% y DU con el 3%, logrando una R^2 ajustada de 64,39% y un EEE de 4577,19.

Por otro lado, en la Figura 52 se pueden observar las gráficas del dato predicho contra el dato observado de la población con los dos modelos calculados, es decir, a la izquierda con la variable de volumen y a la derecha sin tenerla en cuenta, además de su recta de regresión calculada, donde se puede ver la linealidad de los datos frente a los resultados obtenidos con el modelo de estimación creado. Los valores que están muy alejados de la recta se consideran residuos atípicos, los cuales serán estudiados en el siguiente apartado. Al contrario, cuanto más próximos se encuentren los puntos a la recta, mejor es el modelo para predecir los valores observados.

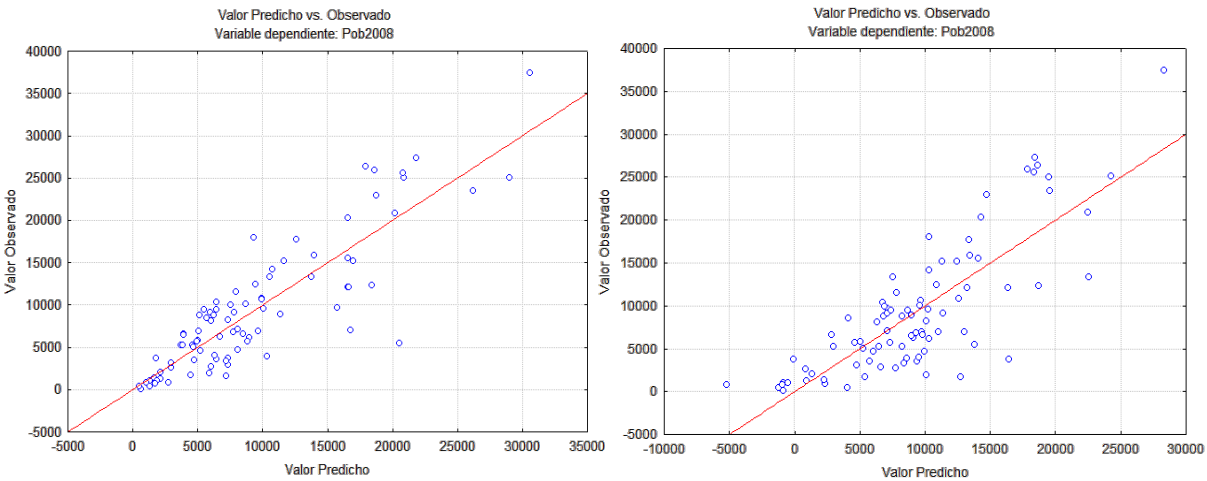


Figura 52: Gráficos de dispersión del dato observado de población frente al calculado con la variable del volumen (izqda.) y sin el volumen (dcha.)

En el caso del Casco Antiguo y Ensanche, analizado por separado y con una muestra de 45 barrios, se ha obtenido con la variable de volumen un R^2 ajustado de 67,2% y con la de área de vivienda un R^2 ajustado=63,5%, resultando ser menores de lo que se esperaba al analizar los datos por separado, puesto que ahora los barrios tienen mayores similitudes entre ellos. En el apartado de resultados se desarrollará el motivo de por qué puede suceder este decremento en el coeficiente.

Por último, se analiza el caso de la Periferia, con una muestra de 42 barrios, se ha obtenido con la variable de volumen y DU un R^2 ajustado de 74,2% y con la de DU, perímetro de vivienda y DF de vivienda de R^2=56,8%, en este caso se observa que al no disponer del dato de volumen, el modelo reduce su precisión considerablemente.

4.4.6. Validación del modelo de estimación

Después de identificar el mejor modelo de regresión, el último paso consiste en asegurarse de que represente a la población general (generalización) y que sea apropiado para situaciones de similares características donde se pretende aplicar (transferibilidad) (Hair et al., 1999).

La aproximación más apropiada para la validación empírica es contrastar el modelo de regresión mediante la extracción de una nueva muestra de la población general, lo que asegura la representatividad, pero en este caso el modelo ha sido realizado con el total de los datos disponibles. Cuando la capacidad de recoger nuevos datos está limitada o impedida, la muestra se puede dividir en dos partes, una submuestra de estimación para crear el modelo de regresión y una submuestra de validación utilizada para contrastar la ecuación (Hair et al., 1999).

Por ello, se ha seleccionado el modelo calculado con todos los barrios y con la variable del volumen, puesto que es el que mejores resultados genera. Para llevar a cabo el proceso, los datos han sido divididos aleatoriamente en dos submuestras, A y B. De este modo, se ha calculado un nuevo modelo de regresión con una de las muestras, y una vez obtenida la ecuación, se ha validado con la otra muestra. Para dotar de mayor rigurosidad a la validación, este proceso se ha realizado cuatro veces de forma independiente, seleccionando en cada caso dos submuestras diferentes a las anteriores.

Este proceso ha sido calculado en dos partes, en primer lugar, para calcular el modelo con la muestra A, por ejemplo, se ha utilizado el programa *STATGRAPHICS,* y para validarlo sobre la muestra B se ha hecho uso de una hoja de cálculo *Excel*. Una vez comprobada la ecuación con la muestra de validación, se ha hecho el cálculo inverso, de nuevo con la muestra de estimación para verificar que los cálculos han sido correctos, procediendo así en los cuatro casos. El resumen de los resultados obtenidos se muestra en la Tabla 24.

Tabla 24: Resultados obtenidos en la validación del modelo con la variable volumen de vivienda

Muestra 1A de estimación	R^2	79,08%	**Muestra 2A de estimación**	R^2	67,96%
	EEE	3954,97		**EEE**	4101,02
	EAM	3044,41		**EAM**	2910,19
Muestra 1B de validación	R^2	70,37%	**Muestra 2B de validación**	R^2	88,04%
	EEE	3866,9635		**EEE**	4093,02759
	EAM	2641,3293		**EAM**	3105,50117

Muestra 3A de estimación	R^2	76,12%	**Muestra 4A de estimación**	R^2	80,19%
	EEE	4225,03		**EEE**	3781,65
	EAM	2925,67		**EAM**	3021,29
Muestra 3B de validación	R^2	77,72%	**Muestra 4B de validación**	R^2	65,62%
	EEE	3695,20622		**EEE**	4035,27146
	EAM	2835,03290		**EAM**	2718,36550

Para finalizar el procedimiento de validación, se ha realizado la media del coeficiente de determinación y de los errores de las cuatro muestras (Tabla 25), comprobando que en este caso el modelo de estimación es transferible, es decir, que los resultados obtenidos con los datos que no participan en el ajuste entran dentro de lo esperado.

Tabla 25: Resultado final del proceso de validación, coeficientes y errores medios de los modelos

Muestras de Estimación	
R^2 **medio**	75,84%
R^2 **ajustado medio**	75,25%
EEE medio	4015,668
EAM medio	2975,390

Muestras de Validación	
R^2 **medio**	75,44%
EEE medio	3922,617
EAM medio	2825,057

4.5. RESULTADOS

Hay que tener en cuenta que las variables independientes proceden de una clasificación orientada a objetos con una fiabilidad del 84%, la cual ha sido procesada mediante la herramienta de análisis de la fragmentación del paisaje *IndiFrag*, y aun así se han obtenidos resultados con coeficientes R^2 próximos a 75% y errores medios de 3.000 unidades, lo cual resulta aceptable.

Estos errores pueden deberse a diversas causas, en primer lugar, a los errores en la clasificación de los objetos, un objeto que sea vivienda y no haya sido asignado como tal está provocando un déficit del dato de la población, y al contrario, un edificio de gran tamaño agrícola que haya sido clasificado como vivienda ensuciará los resultados con un incremento en el dato de la población predicho. En segundo lugar, la estimación supone que todos los objetos de vivienda están ocupados con la misma densidad de población, lo cual no es cierto. Tampoco se tienen en cuenta las viviendas desocupadas, o incluso zonas que se caracterizan por tener segundas viviendas, con lo que el dato del censo disminuye mientras la estimación no lo hace, ya que son objetos de la clase vivienda igualmente.

Para analizar algunos de estos posibles errores, se han estudiado los residuos atípicos de los distintos modelos, de ese modo se podrán observar algunos casos concretos y estudiar algunos de los motivos de los residuos elevados. Los residuos atípicos son aquellas observaciones que caen fuera de las pautas generales del conjunto de los datos, generando elevados residuos, estas observaciones no son necesariamente erróneas en el sentido que deban ser omitidas, en muchos casos representan los elementos diferenciadores del conjunto de datos. Sin embargo, hay que identificarlas y evaluar su impacto potencial sobre los resultados de la regresión (Hair et al., 1999).

La tabla de residuos atípicos de *STATGRAPHICS* genera una lista con todas las observaciones que tienen residuos *estudentizados* mayores a dos, en valor absoluto. Los residuos *estudentizados* miden la desviación estándar de cada valor observado de población del modelo ajustado, utilizando todos los datos excepto esa observación.

- **Todos los barrios de Valencia (N=87)**

Cuando se analiza la estimación con todos los barrios, sin agruparlos, surgen algunos residuos atípicos que conviene estudiar. En este caso, en el modelo creado a partir de la variable de volumen, surge un error en el barrio de Sant Frances, el cual dispone de una población de 5.500 habitantes aproximadamente, y cuenta con un área de vivienda de 209.581 m^2 y un volumen de 5.256.201 m^3, estos valores son muy elevados por lo que el valor estimado es de 20.500 habitantes predichos, lo que genera residuos negativos muy elevados. El barrio de Sant Francesc es el más céntrico de Valencia, puesto que es donde está emplazado el Ayuntamiento.

Además, no se caracteriza por ser un barrio residencial, ya que gran parte de los bloques de viviendas son oficinas, y sin embargo, han sido clasificados como bloques de vivienda, esto puede haber sido uno de los motivos del error en la estimación.

Otro motivo que enturbia los resultados lo constituyen algunos errores de clasificación, como se muestra en la Figura 53, donde dos grandes bloques que son centros comerciales y por ello deberían pertenecer a la clase dotaciones, están clasificados como vivienda. Si se mide el volumen de ambos objetos suma un total de 338.502 m^3 que se está computando como edificación de vivienda. Se puede afirmar que los errores de clasificación perjudican considerablemente el ajuste.

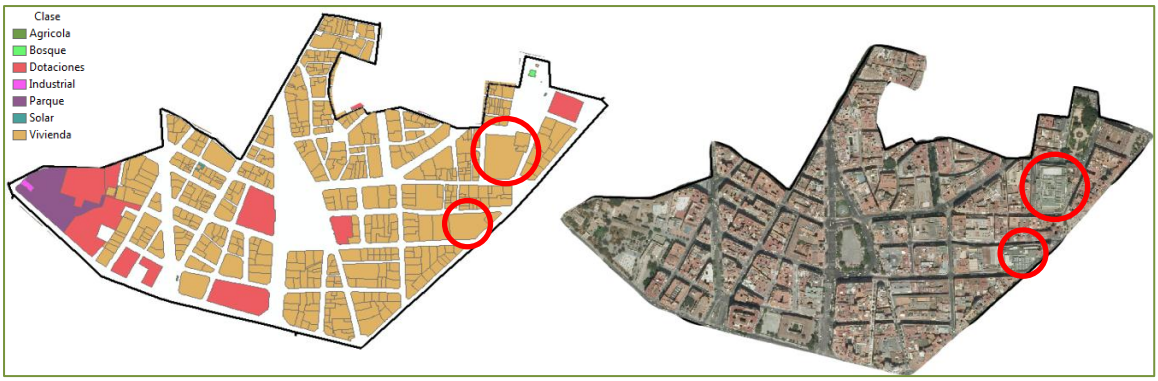


Figura 53: Errores en la clasificación del barrio de Sant Francesc, señalados con un círculo rojo

Por otro lado, surge otro residuo atípico al calcular el total de los barrios sin el volumen, se trata del barrio de Camí Real, donde su población es del orden de 3.600 habitantes, mientras que se estima en un valor cuatro veces mayor, lo cual genera un residuo muy elevado. De nuevo, analizando la clasificación de este barrio en la Figura 54, se observa como hay un error de clasificación que afecta en gran medida al resultado, debido a que las variables de este modelo se ven muy afectadas por este error, entre ellas el área de vivienda y la densidad urbana. Se trata del cementerio general de Valencia que es un edificio dotacional y ha sido clasificado como vivienda, confirmando la alta influencia de la clasificación en los resultados obtenidos al estimar la población.

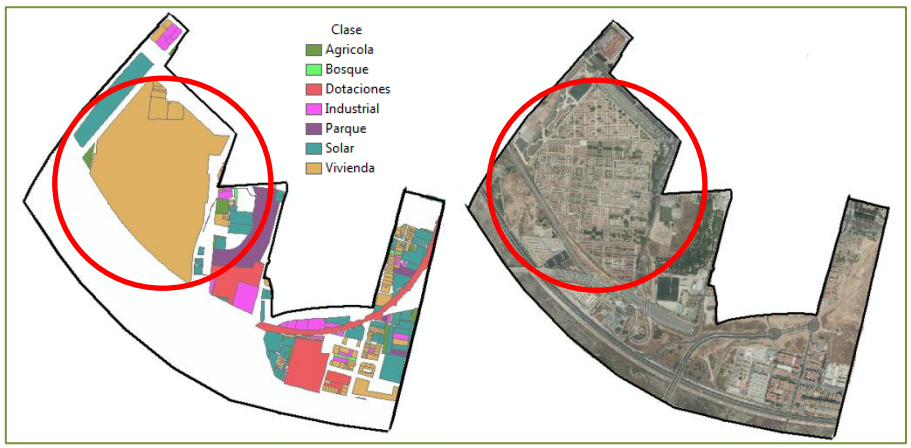


Figura 54: Error de clasificación en el barrio de Camí Real, señalado con círculo rojo

En el modelo dependiente del volumen no aparece como residuo atípico, porque al tratarse de un elemento sin apenas altura su volumen no afecta tanto como lo hace su área. Para comprobar cómo afectan los errores de estos barrios al ajuste, se ha vuelto a calcular el modelo de estimación dejando fuera estos dos barrios. Para ello, es preciso corregir los errores de clasificación, volver a calcular las variables de fragmentación y el volumen de los objetos de vivienda para un modelo más ajustado a la realidad. El resultado obtenido aislando estos barrios es de R^2= 80% con el volumen y R^2= 70% sin el volumen, generando en los dos casos mejoras del 5% en el coeficiente de determinación.

- **Casco antiguo y ensanche (N=45)**

En el caso de la estimación de la población de los barrios del casco antiguo y ensanche individualmente, se han encontrado varios residuos atípicos, cuando el modelo está en función del volumen, igual que en caso anterior el barrio con mayor residuo es Sant Francesc, por los mismos motivos mencionados anteriormente. Por otro lado, el barrio de Benimamet también genera un alto residuo cuando el modelo depende del área de vivienda, este barrio cuenta con un total de 13.300 habitantes, y se estima en 27.000, debido a que cuenta con una gran superficie de área de vivienda, es por orden descendente el tercer barrio con más área y sin embargo su valor real de población no es tan elevado como los demás barrios de este tipo, lo cual lo señala como un elemento diferenciador en este modelo, porque pese a no encontrar errores de clasificación puede deberse a otros factores que no se están teniendo en cuenta al crear el modelo de estimación. Si se realiza el análisis de nuevo sin estos barrios se logran resultados de R^2= 75% y 74% en ambos modelos, elevando los coeficientes un 10%.

- **Periferia (N=42)**

Centrándose en los barrios de la periferia, se ha encontrado un residuo atípico, coincidente en los dos modelos, que es el barrio de Malilla. Este barrio cuenta con un dato de población muy elevado, sin embargo su superficie de objetos de vivienda no lo es tanto, es decir, no se ajusta al resto de barrios del conjunto de la periferia, lo cual no índica que sea un error, sino que se ajusta a otras condiciones. Eliminando este barrio de los datos, se comprueba que los errores de los modelos disminuyen, pero también reduce el valor de R^2, lo que indica que es un barrio muy influyente en el modelo de estimación.

Una vez analizados los resultados en los diferentes casos de estudio, se ha observado que hay ciertas variables que podrían haber mejorado el ajuste y no se han tenido en cuenta. El portal de información ARGOS de la Comunidad Valenciana, muestra información cada diez años de gran cantidad de datos socioeconómicos, entre ellos el dato de viviendas principales y secundarias en toda Valencia, así como las vacías. Pese a no disponer de los datos del 2008, con la Tabla 26 es

posible hacerse una idea de que hay ciertas variables que no se pueden tener en cuenta en la estimación de la población, por lo que los resultados obtenidos difieren de la realidad. En todo caso, la estimación realizada ayuda a calcular datos estimados de la población con gran proximidad a la realidad.

Tabla 26: Datos de los tipos de ocupación en las viviendas de Valencia. Fuente: ARGOS

	Valor (nº y %)			
Fecha	**Viviendas principales**	**Viviendas secundarias**	**Viviendas vacías**	**Total viviendas familiares**
2011	328.979 (78%)	33.757 (8%)	57.193 (14%)	419.929
2001	275.593 (74%)	26.257 (7%)	65.464 (18%)	374.544

Teniendo en cuenta que el análisis realizado ha sido calculado estrictamente con datos de la fragmentación y de volumen derivados de las alturas extraídas de modelos digitales de superficies, los resultados obtenidos se ajustan a las rectas de regresión generadas en cada caso, con algunas excepciones que generan altos residuos. Tratando los datos, corrigiendo los errores de clasificación de manera estricta y añadiendo nuevas variables que aportaran al ajuste información acerca de las características de las viviendas de cada barrio, podrían reducirse en gran medida estos residuos, ajustándose los datos mejor al modelo de estimación creado. En el estudio realizado por Hermosilla et al. (2013) se demuestra cómo calculando el modelo estrictamente con los barrios con clara estructura urbana, dejando fuera los que no se comportan como tal y con los objetos de uso de vivienda, la estimación puede mejorar considerablemente, logrando incrementos de R^2 de hasta el 18%.

Por otro lado, se ha observado que se han obtenido mejores estimaciones sin separar los barrios, sin embargo, gracias al análisis de conglomerados se ha podido comprobar que en los barrios del casco antiguo se encuentra mayor número de errores de clasificación, sobre todo con la clase de dotaciones (debido a que en la clasificación hubieron menos muestras para validar los resultados) y de vivienda, creando un conflicto en lo que a la estimación de la población se refiere. En el caso de la periferia los resultados son similares al modelo con todos los datos pese a disponer de una muestra de menor tamaño. También se ha podido comprobar que como era esperado, el ajuste del modelo mejora considerablemente utilizando datos del volumen de los elementos de vivienda en cada barrio, confirmando las teorías introducidas en Hermosilla et al. (2013) y Lu et al. (2011).

5. CONCLUSIONES

La fragmentación del paisaje deriva de factores como la expansión urbana, la industrialización, el aumento de actividad humana y el consumo del suelo indiscriminado, su existencia puede afectar tanto al medio ambiente como a la calidad de vida. Un paisaje altamente fragmentado puede desencadenar la pérdida de los espacios naturales y de cultivo, el aumento de la contaminación de las aguas, la polución atmosférica, lumínica y sonora, con el crecimiento disperso de las áreas urbanas, además de afectar al clima, al paisaje y al valor recreacional del territorio. Por ello durante los últimos años su estudio ha sido abordado por distintos autores con la intención de conocer las características de las formas de crecimiento urbano y los impactos que tienen sobre el territorio, lo que resulta de gran utilidad para la planificación del territorio, y su desarrollo más equilibrado.

En el presente proyecto se ha llevado a cabo un estudio exhaustivo de las medidas utilizadas hasta la fecha en el análisis de la fragmentación del paisaje, aplicándolo en áreas urbanas, en concreto en 87 barrios de la ciudad de Valencia, obteniendo unos resultados que ayudan a comprender la estructura de la ciudad, su morfología, dispersión, así como el nivel de fragmentación en los distintos barrios.

Además, se ha creado una metodología y una aplicación *software*, *IndiFrag*, que permite aplicar estos índices a cualquier zona de interés de manera automática, haciendo posible su estudio en todo tipo de datos provenientes de una clasificación de usos o coberturas del suelo. La herramienta *IndiFrag* ha sido creada para trabajar en formato vectorial, evitando así las limitaciones de escala existentes al trabajar con datos *raster*, sin embargo se ha observado que pese a no disponer de una limitación en el tamaño de los datos, ya que es la misma que corresponde a *ArcGis*, cuanto mayor es el número de objetos a estudiar, mayor tiempo computacional requiere debido a las relaciones topológicas entre los objetos. Por otro lado, el trabajar con formato vectorial y la metodología creada permiten la generación mapas de variables concretas, y su interpretación en diferentes fechas puede evidenciar fenómenos de evolución en áreas urbanas.

El estudio de fragmentación urbana llevado a cabo en este proyecto con la herramienta *IndiFrag* en la ciudad de Valencia, permite analizar la morfología de la ciudad, en este caso subdividida en barrios. Los resultados pueden ser analizados objeto a objeto, para determinar alguna característica concreta de un elemento urbano, por clases si se quiere ver cómo interactúan las clases entre sí en un barrio o una misma clase en diferentes barrios. Así, por ejemplo, se ha estudiado el comportamiento de la clase vivienda a través de múltiples índices, observando que hay una clara diferencia de comportamiento en barrios céntricos y residenciales, con barrios de la periferia de Valencia, tanto en su morfología como en la dispersión de sus elementos. También se pueden analizar los índices calculados

para cada barrio. En este proyecto se ha demostrado que a través de los resultados obtenidos del estudio de fragmentación, se puede realizar una clasificación en diferentes tipologías de barrios, confirmando que las variables extraídas del análisis definen en gran medida el comportamiento de un barrio a través de la situación espacial de sus elementos. Se puede concluir que la ciudad de Valencia morfológicamente sigue una dispersión concéntrica, existiendo una alta diversidad de usos de suelo en todos sus barrios. Se puede discernir entre dos tipologías claras, la primera de los barrios céntricos y del ensanche de Valencia, los cuales tienen una elevada densidad urbana y están altamente fragmentados, la segunda los barrios de la periferia que anteriormente se trataban de pedanías y fueron incorporadas a la ciudad, donde la fragmentación es escasa ya que disponen de grandes áreas de suelo agrícola, característico de Valencia, que no han sido urbanizadas.

Por otro lado, como ejemplo de aplicabilidad de los índices de fragmentación urbana, se ha realizado la estimación de la población en los barrios de Valencia, la estimación se ha llevado a cabo con diferentes métodos y variables para ver cuál se ajustaba mejor a los datos. Se ha observado que añadiendo modelos digitales de superficie procedentes de datos LiDAR, para calcular el volumen de los objetos de vivienda, en todos los casos aplicados el modelo de estimación mejora. Se han obtenido resultados en los coeficientes de determinación de hasta el 75,46%, logrando mejoras si se estudian los residuos atípicos y los errores de clasificación. Por otro lado, mediante las variables de fragmentación por sí mismas pueden obtenerse modelos de estimación que, si bien presentan resultados más modestos, en la ausencia de datos de volumen (proveniente de datos LiDAR, u otras fuentes) permiten caracterizar en cierta medida los datos de población urbana en entornos concretos. En definitiva, todo ello confirma que la estimación de la población mediante variables extraídas a partir de datos y técnicas de teledetección puede ser utilizada como apoyo para el estudio de la población de las distintas unidades administrativas.

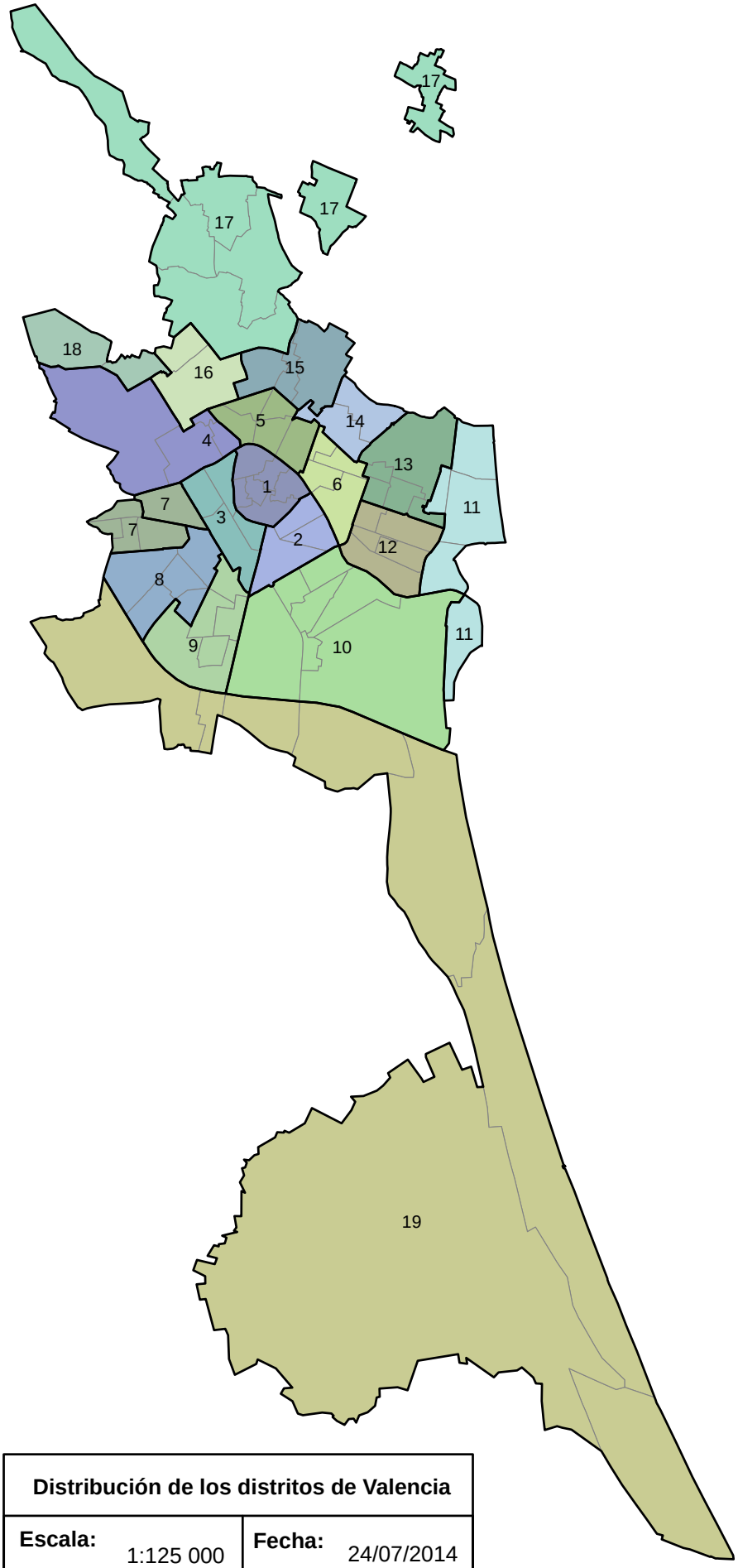
Se ha comprobado, tanto con el estudio de la fragmentación urbana como con la estimación de la población, que errores en la clasificación de los datos pueden generar resultados confusos y difíciles de interpretar. Por ello es recomendable conocer la fiabilidad de la clasificación de partida para cerciorarse de la calidad de los resultados obtenidos en el estudio y si fuera necesario corregir los errores groseros encontrados para mejorar la fiabilidad del cálculo de fragmentación y su posterior modelo de estimación de la población.

Con este proyecto se pone de manifiesto el gran potencial de las técnicas de teledetección y el análisis del paisaje derivado, y cómo a partir de imágenes de alta resolución y datos LiDAR se pueden abrir nuevas líneas de aplicación, como es el estudio de la fragmentación de una ciudad y su población. Si bien en este proyecto, debido a la disponibilidad restringida de datos estadísticos, las variables de

fragmentación se han utilizado únicamente para estimar la población por barrios, lo cierto es que el uso de estas técnicas presenta un gran interés y potencial en un futuro para cuantificar cómo evolucionan las ciudades, tanto geográfica, como social y económicamente.

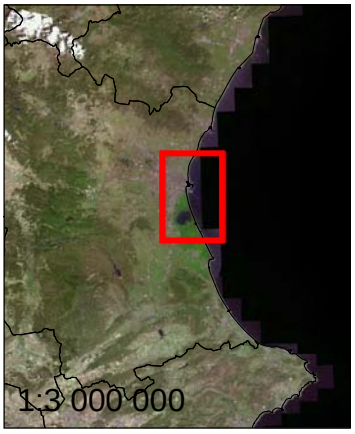
6. ANEXOS

ANEXO 1: MAPA DE DISTRIBUCIÓN DE LOS DISTRITOS DE VALENCIA



ID	Distrito
1	Ciutat Vella
10	Cuatre Carreres
11	Poblats Maritims
12	Camins al Grau
13	Algirós
14	Benimaclet
15	Rascanya
16	Benicalap
17	Pobles de Oest
18	Pobles Nord
19	Pobles del Sud
2	Eixample
3	Extramurs
4	Campanar
5	La Saidia
6	El Pla del Real
7	Olivereta
8	Patraix
9	Jesús

Mapa de Referencia

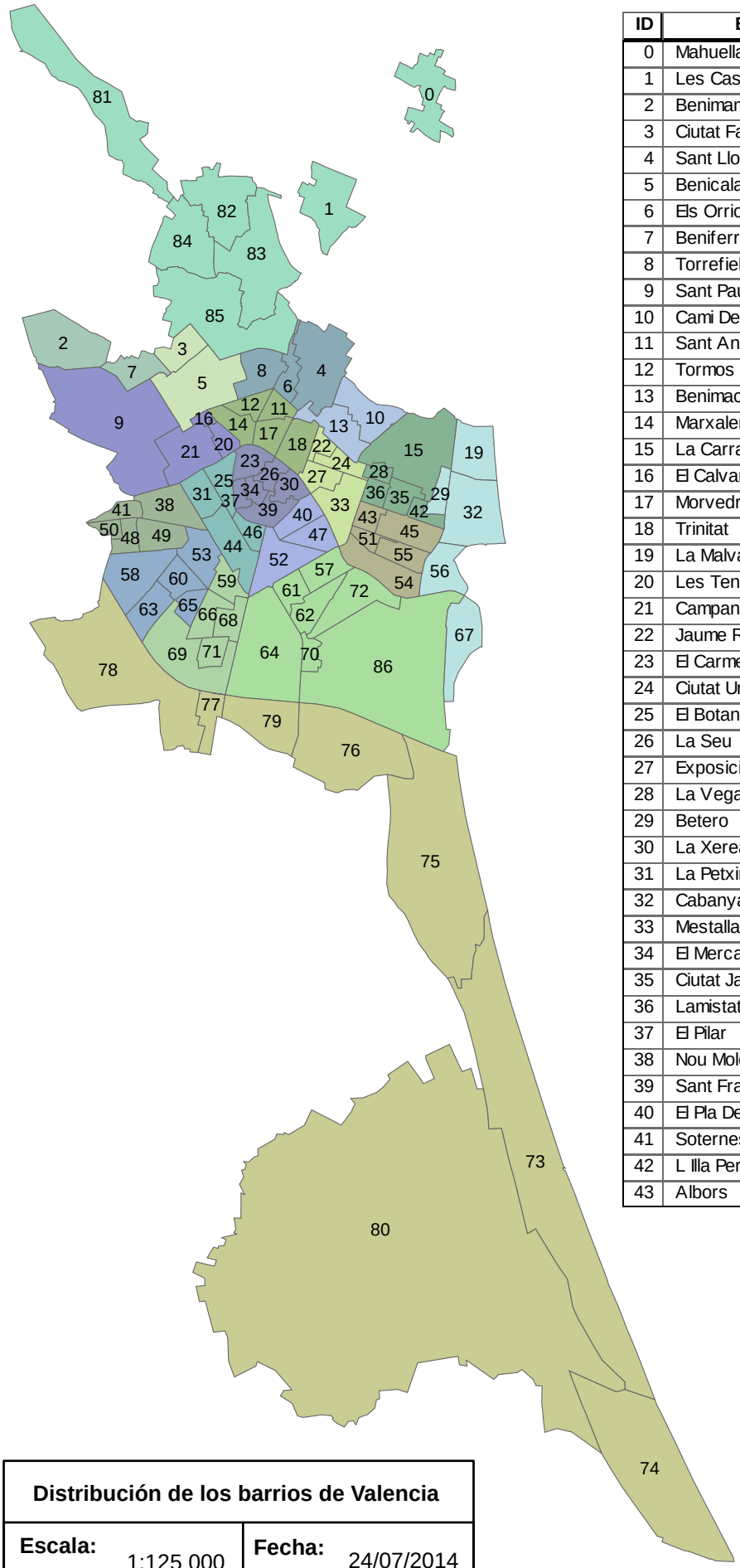


Distribución de los distritos de Valencia	
Escala: 1:125 000	**Fecha:** 24/07/2014
Sistema de Referencia: ETRS89 H30	
Autor: Marta Sapena Moll	

0 1 250 2 500 5 000 7 500 10 000

Metros

ANEXO 2: MAPA DE DISTRIBUCIÓN DE LOS BARRIOS DE VALENCIA



ID	Barrio	ID	Barrio
0	Mahuella Tauladella	44	Arrancapins
1	Les Cases De Barcen	45	Aiora
2	Benimamet	46	La Roqueta
3	Ciutat Fallera	47	La Gran Via
4	Sant Llorens	48	La Fontsanta
5	Benicalap	49	Tres Forques
6	Els Orriols	50	La Llum
7	Beniferri	51	Cami Fondo
8	Torrefiel	52	Russafa
9	Sant Pau	53	Patraix
10	Cami De Vera	54	Penya Roja
11	Sant Antoni	55	La Creu Del Grau
12	Tormos	56	El Grau
13	Benimaclet	57	Mont-Olivet
14	Marxalenes	58	Vara De Quart
15	La Carrasca	59	La Raiosa
16	El Calvari	60	Safranar
17	Morvedre	61	En Corts
18	Trinitat	62	Na Rovella
19	La Malva Rosa	63	Sant Isidre
20	Les Tendetes	64	Malilla
21	Campanar	65	Favara
22	Jaume Roig	66	Lhort De Senabre
23	El Carme	67	Natzaret
24	Ciutat Universitaria	68	La Creu Coberta
25	El Botanic	69	Cami Reial
26	La Seu	70	La Fonteta S.Lluis
27	Exposicio	71	Sant Marcelli
28	La Vega Baixa	72	Ciutat De Les Arts Y Les Ci
29	Betero	73	El Saler
30	La Xerea	74	El Perellonet
31	La Petxina	75	Pinedo
32	Cabanyal Canyamelar	76	El Castellar Loli
33	Mestalla	77	La Torre
34	El Mercat	78	Faitanar
35	Ciutat Jardi	79	El Forn Dalcedo
36	Lamistat	80	El Palmar
37	El Pilar	81	Massarrojos
38	Nou Moles	82	Benifaraig
39	Sant Francesc	83	Carpesa
40	El Pla Del Remei	84	Borboto
41	Soternes	85	El Poble Nou
42	L Illa Perduda	86	La Punta
43	Albors	<Null	

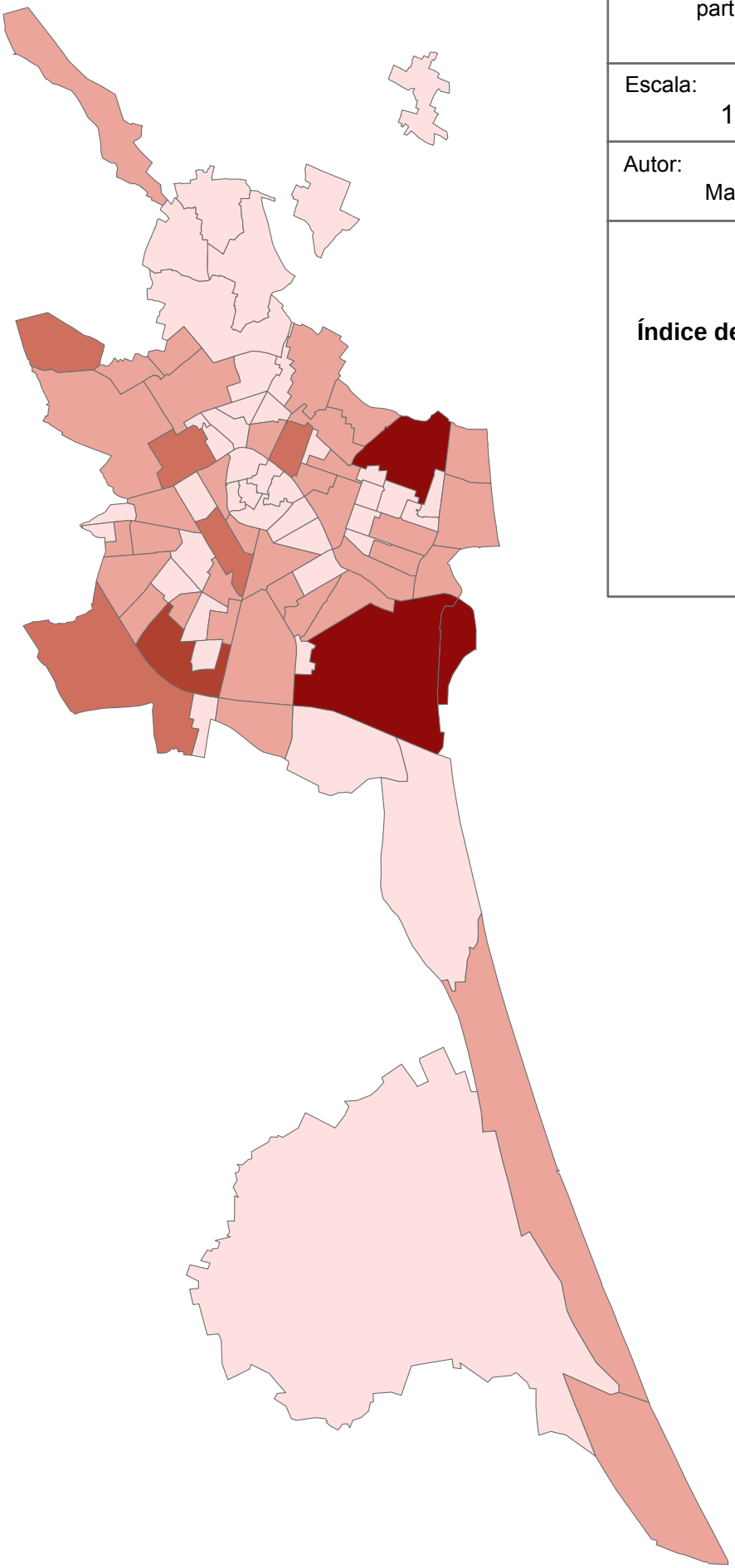
Mapa de Referencia

0 1 250 2 500 5 000 7 500 10 000 Metros

Distribución de los barrios de Valencia	
Escala: 1:125 000	**Fecha:** 24/07/2014
Sistema de Referencia: ETRS89 H30	
Autor: Marta Sapena Moll	

ANEXO 3: MAPAS DE FRAGMENTACIÓN DEL PAISAJE

- **ÍNDICE DE FRAGMENTACIÓN URBANA PONDERADO**
- **DENSIDAD URBANA**
- **TAMAÑO MEDIO DEL OBJETO**
- **DIMENSIÓN FRACTAL**
- **TAMAÑO EFECTIVO DE MALLA**
- **GRADO DE COHERENCIA**
- **ÍNDICE DE SEPARACIÓN**
- **DIVERSIDAD DE SHANNON**
- **ÍNDICE DE FRAGMENTACIÓN FUNCIONAL RELATIVA**
- **DENSIDAD-DIVERSIDAD**
- **RATIO CONTRASTE DE BORDES**



Resultados de la fragmentación del paisaje a partir de datos de clasificación en la ciudad de Valencia

Escala:	Fecha:
1:125 000	24/07/2014

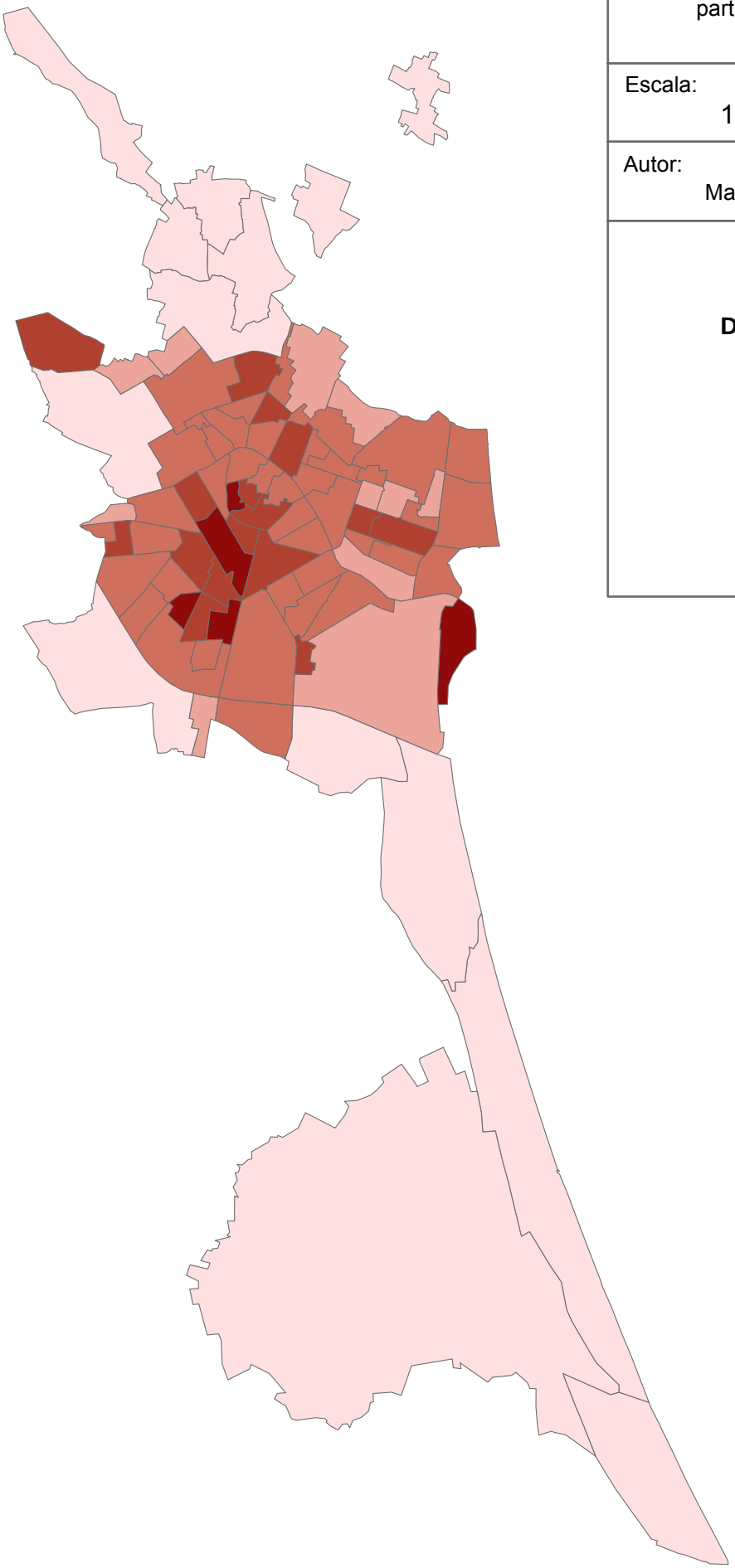
Autor:
Marta Sapena Moll

LEYENDA

Índice de Frag. Urb. Ponderado (IFUP)

- 0 - 0.1
- 0.100001 - 1
- 1.000001 - 3
- 3.000001 - 10
- >10

0 1 250 2 500 5 000 7 500 10 000
Metros



Resultados de la fragmentación del paisaje a partir de datos de clasificación en la ciudad de Valencia

Escala:	Fecha:
1:125 000	24/07/2014

Autor:
Marta Sapena Moll

LEYENDA

Densidad Urbana (DU) (%)

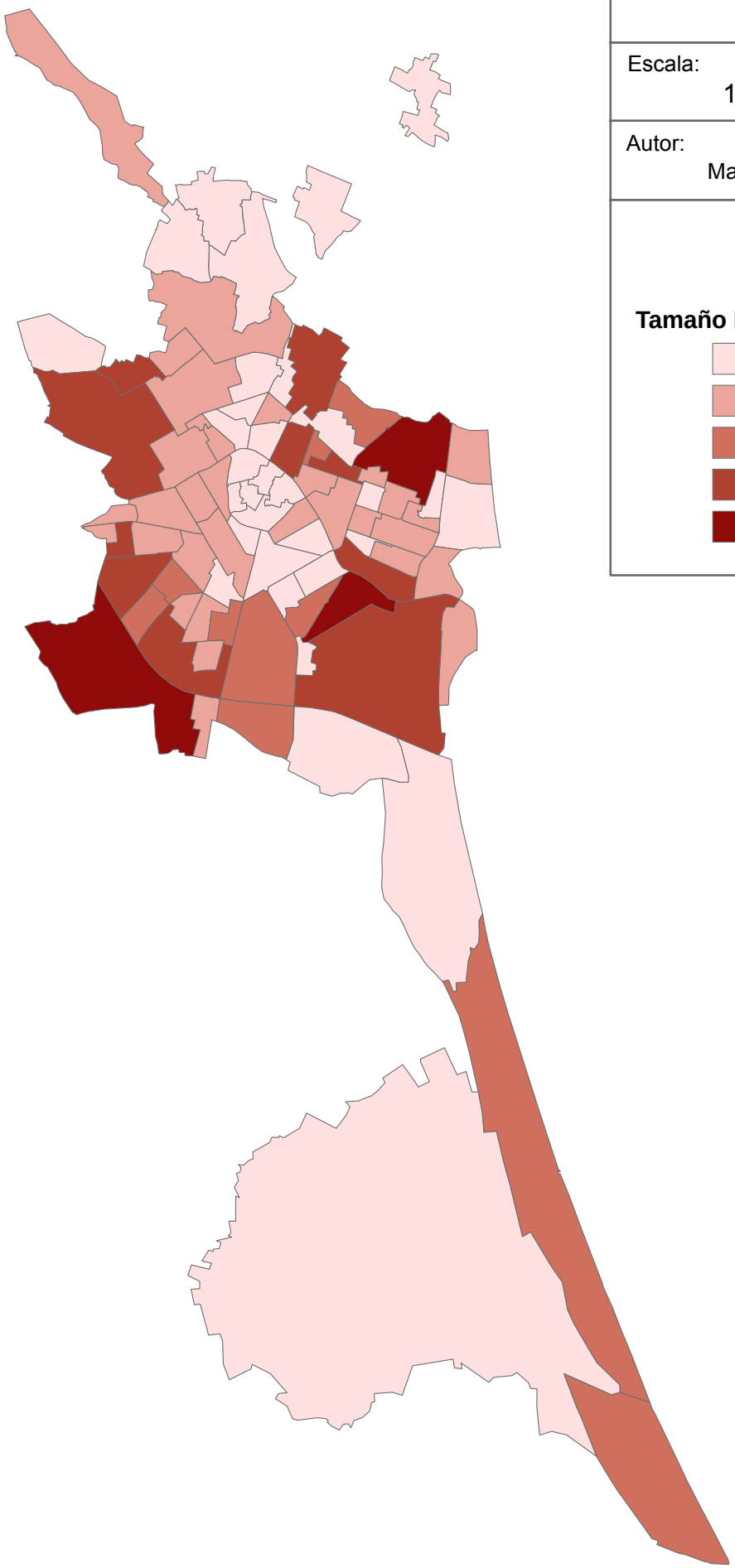
- 0 - 0.2
- 0.200001 - 0.4
- 0.400001 - 0.6
- 0.600001 - 0.7
- 0.700001 - 1

0 1 250 2 500 5 000 7 500 10 000
Metros

Resultados de la fragmentación del paisaje a partir de datos de clasificación en la ciudad de Valencia

Escala: 1:125 000	Fecha: 24/07/2014

Autor: Marta Sapena Moll

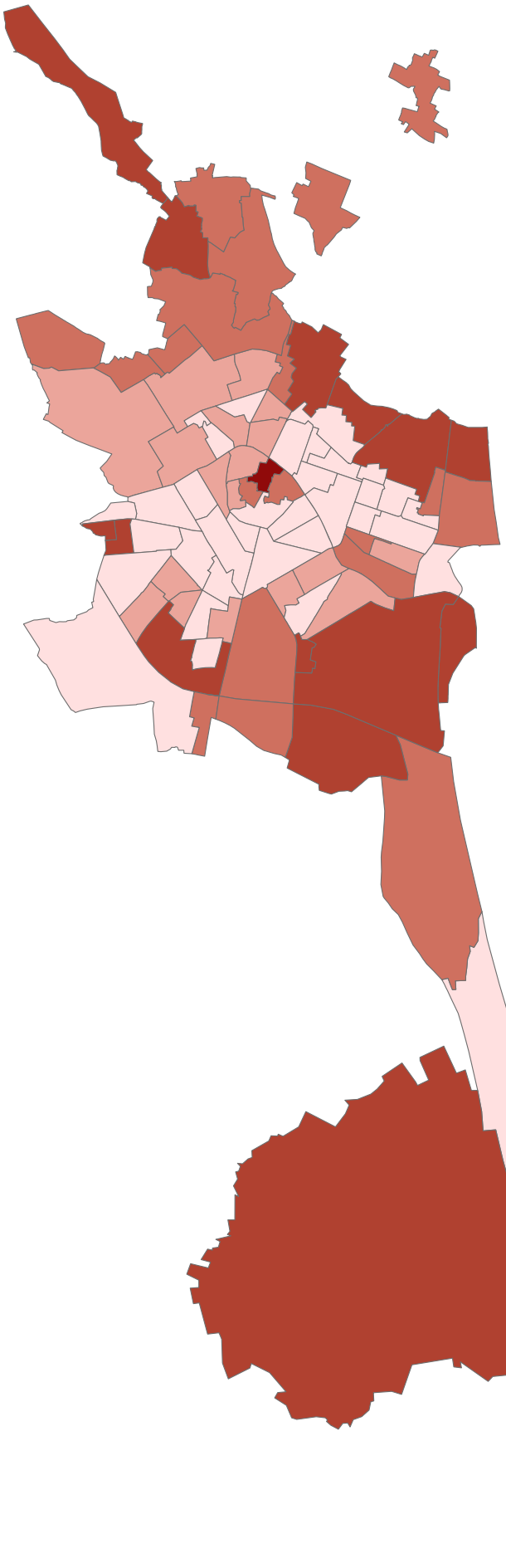


LEYENDA

Tamaño Medio del Objeto (TMSO) (m2)

- < 500
- 500.000001 - 1000
- 1000.000001 - 1500
- 1500.000001 - 3500
- > 3500

0 1 250 2 500 5 000 7 500 10 000 Metros



Resultados de la fragmentación del paisaje a partir de datos de clasificación en la ciudad de Valencia

Escala: 1:125 000	Fecha: 24/07/2014

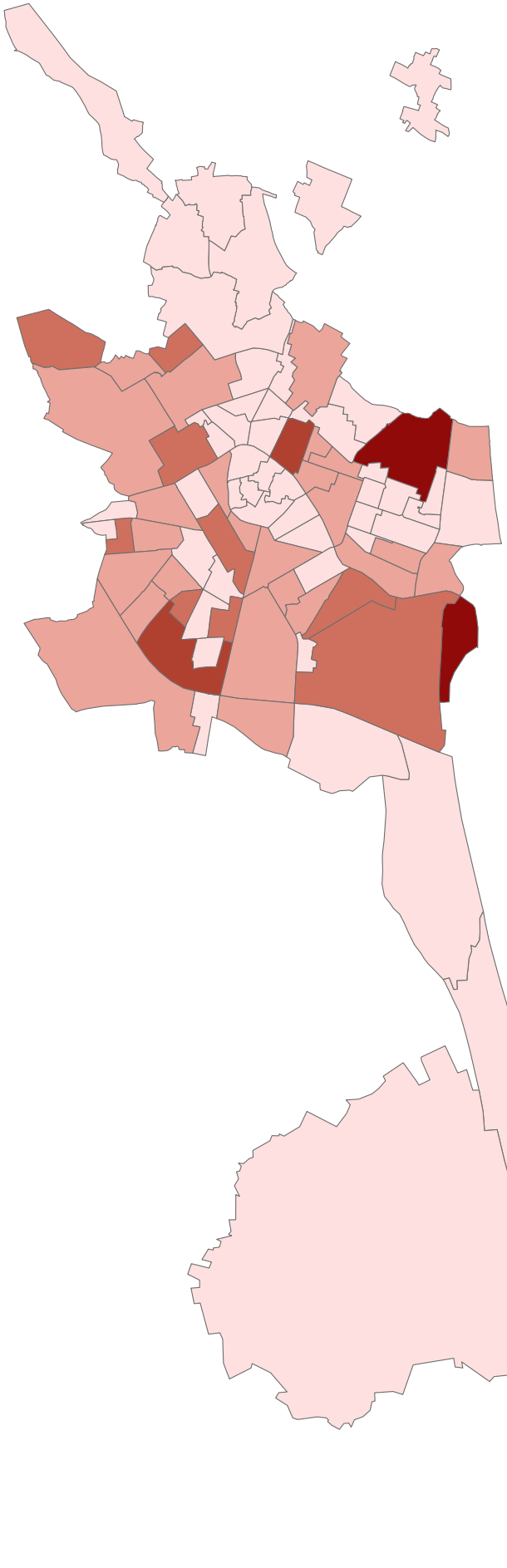
Autor: Marta Sapena Moll

LEYENDA

Dimensión Fractal (DFSO)

- < 1.035
- 1.035001 - 1.045
- 1.045001 - 1.06
- 1.060001 - 1.09
- 1.090001 - 1.2

0 1 250 2 500 5 000 7 500 10 000 Metros



Resultados de la fragmentación del paisaje a partir de datos de clasificación en la ciudad de Valencia

Escala:	Fecha:
1:125 000	24/07/2014

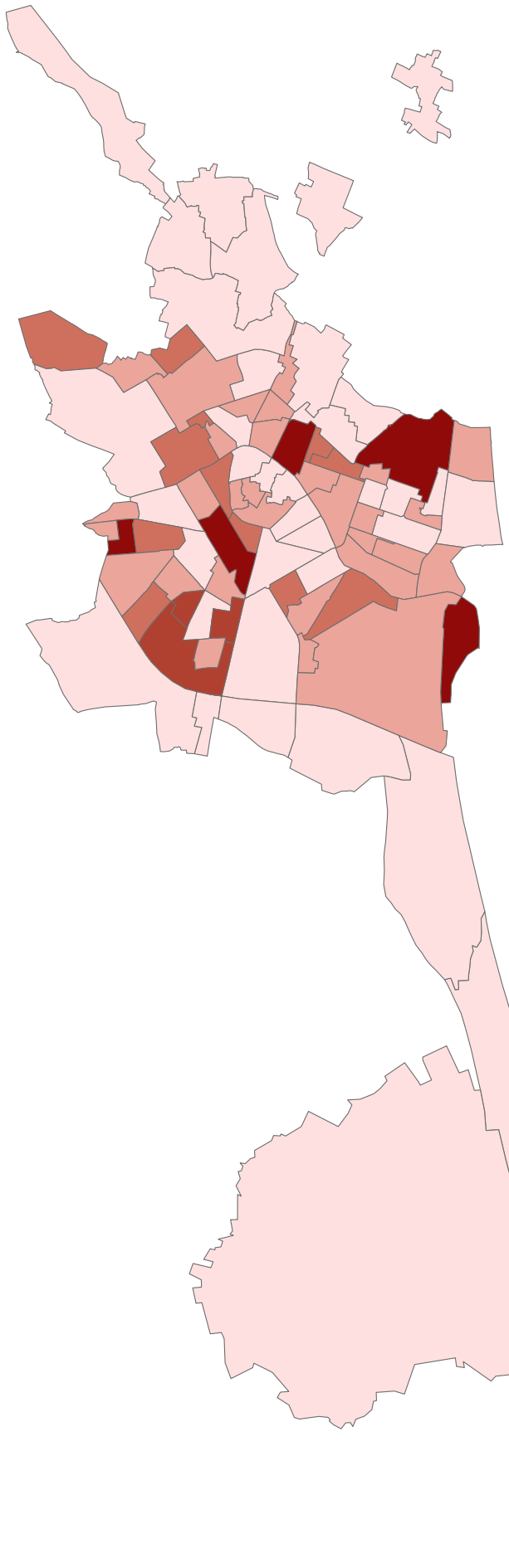
Autor:
Marta Sapena Moll

LEYENDA

Tamaño Efectivo de Malla (TEMSO) (m2)

- < 2000
- 2000.000001 - 10000
- 10000.000001 - 45000
- 45000.000001 - 80000
- > 80000

0 1 250 2 500 5 000 7 500 10 000
Metros



Resultados de la fragmentación del paisaje a partir de datos de clasificación en la ciudad de Valencia

Escala: 1:125 000	Fecha: 24/07/2014

Autor: Marta Sapena Moll

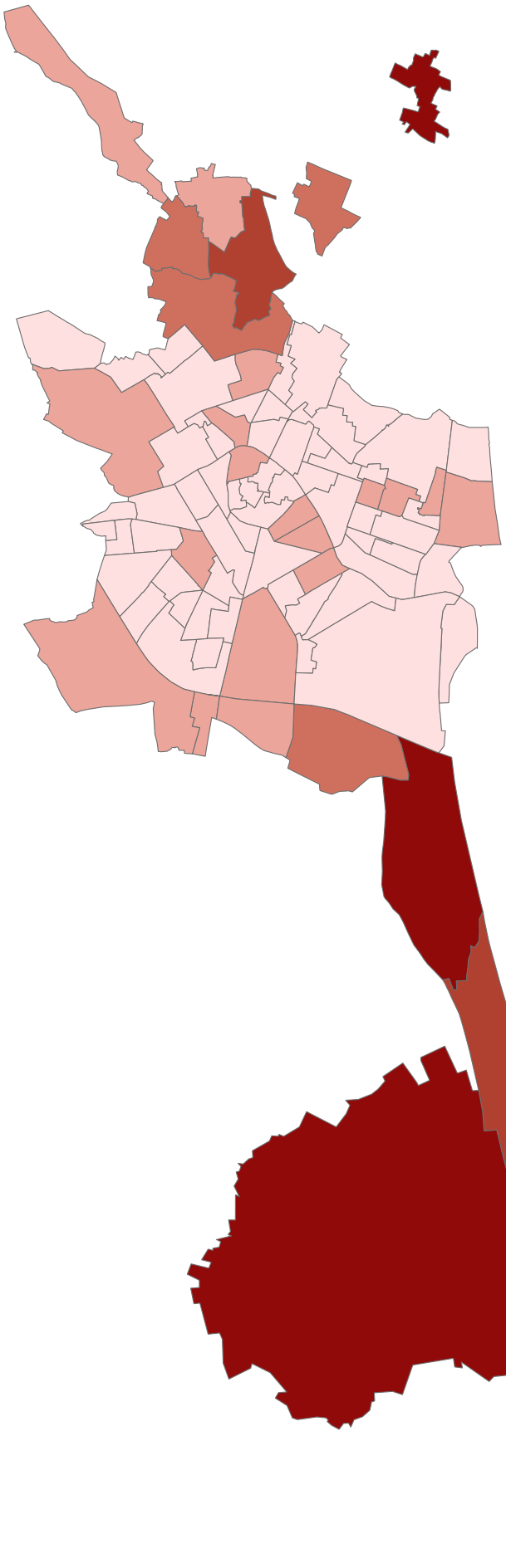
LEYENDA

Grado de Coherencia (GCSO) (%)

- 0 - 0.003
- 0.003001 - 0.008
- 0.008001 - 0.03
- 0.030001 - 0.05
- 0.05 - 0.2

0 1 250 2 500 5 000 7 500 10 000

Metros



Resultados de la fragmentación del paisaje a partir de datos de clasificación en la ciudad de Valencia

Escala: 1:125 000	Fecha: 24/07/2014

Autor: Marta Sapena Moll

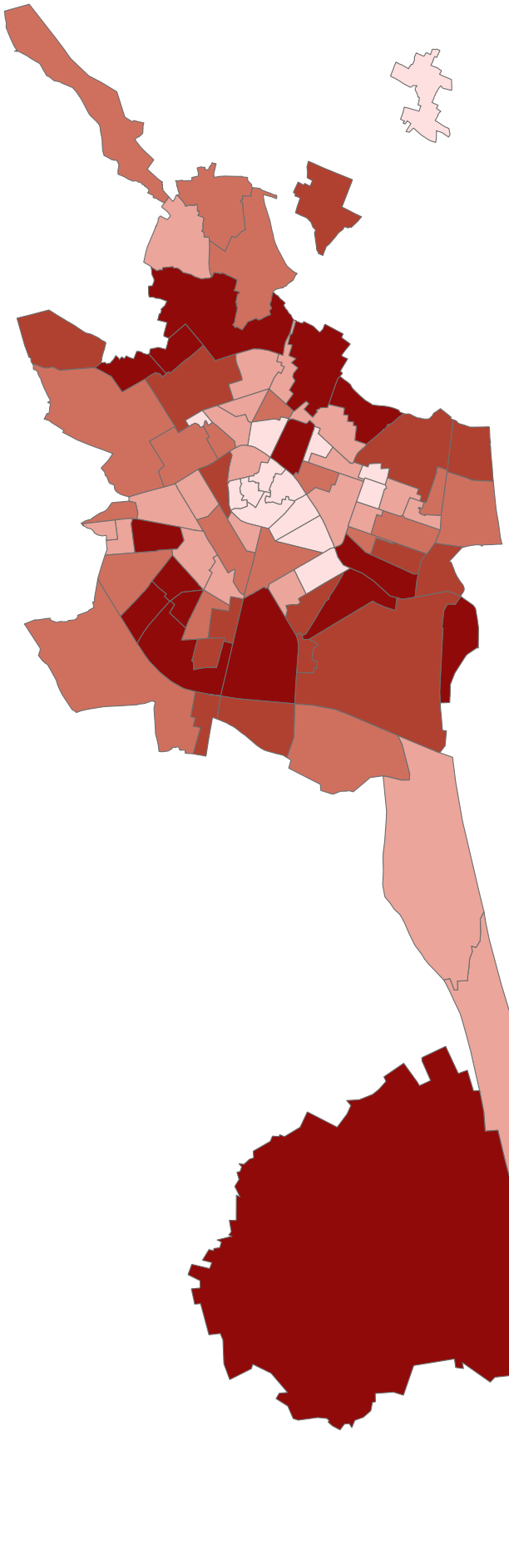
LEYENDA

Índice de Separación (ISSO)

- < 500
- 500.000001 - 10000
- 10000.000001 - 50000
- 50000.000001 - 100000
- 100000.000001 - 7500000

0 1 250 2 500 5 000 7 500 10 000

Metros



Resultados de la fragmentación del paisaje a partir de datos de clasificación en la ciudad de Valencia

Escala:	Fecha:
1:125 000	24/07/2014

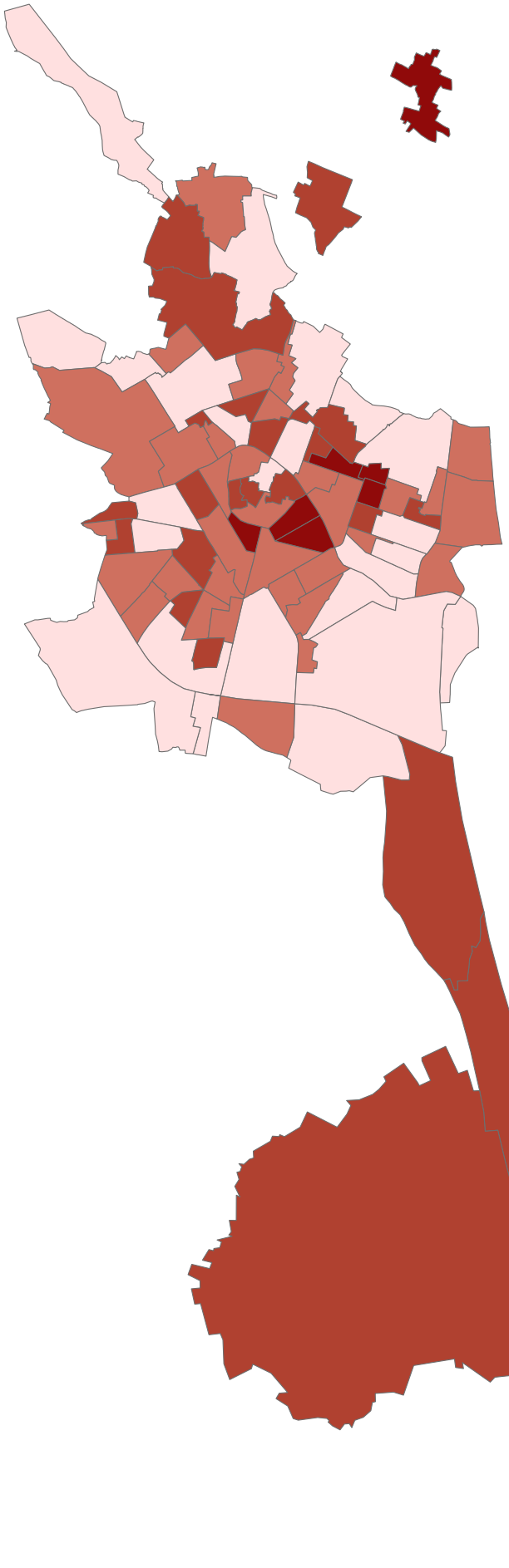
Autor:
Marta Sapena Moll

LEYENDA

Diversidad de Shannon (DSHAN)

- 0.2 - 0.65
- 0.650001 - 0.9
- 0.900001 - 1.12
- 1.120001 - 1.3
- 1.300001 - 1.6

0 1 250 2 500 5 000 7 500 10 000
Metros



Resultados de la fragmentación del paisaje a partir de datos de clasificación en la ciudad de Valencia

Escala: 1:125 000	Fecha: 24/07/2014

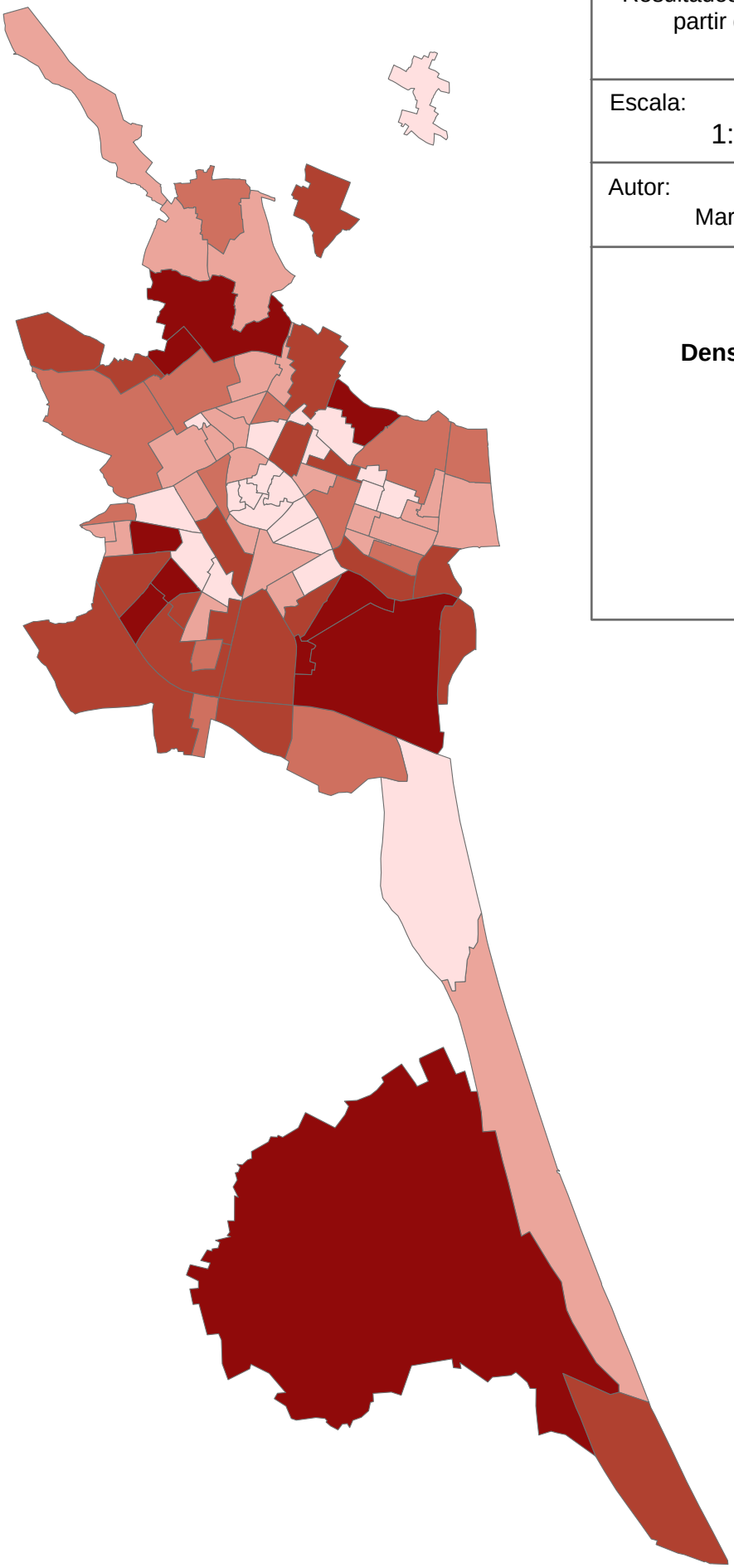
Autor: Marta Sapena Moll

LEYENDA

Índice de Fragmentación Funcional Relaiva (IFFR)

- 0
- 0.000001 - 0.16
- 0.160001 - 0.33
- 0.330001 - 0.5
- 0.500001 - 1

0 1 250 2 500 5 000 7 500 10 000 Metros



Resultados de la fragmentación del paisaje a partir de datos de clasificación en la ciudad de Valencia

Escala: 1:125 000	Fecha: 24/07/2014

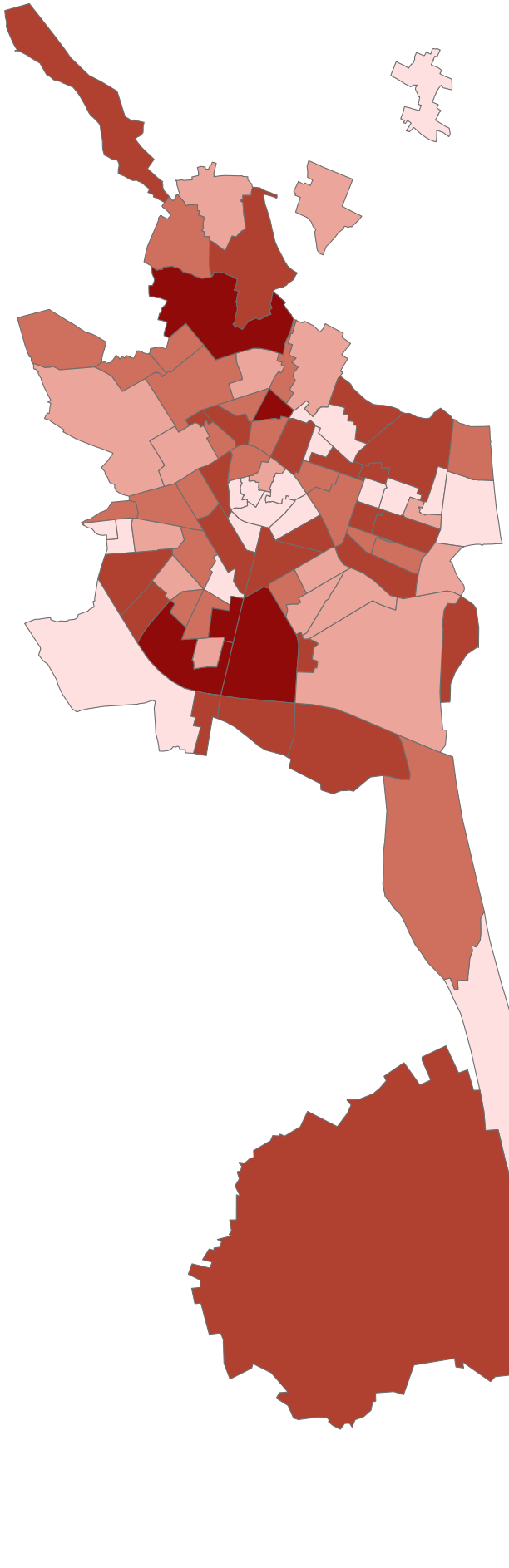
Autor: Marta Sapena Moll

LEYENDA

Densidad - Diversidad (DDSO)

- < 1.3
- 1.300001 - 1.5
- 1.500001 - 1.8
- 1.800001 - 2.2
- 2.200001 - 3.5

0 1 250 2 500 5 000 7 500 10 000 Metros



Resultados de la fragmentación del paisaje a partir de datos de clasificación en la ciudad de Valencia

Escala:	Fecha:
1:125 000	24/07/2014

Autor:
Marta Sapena Moll

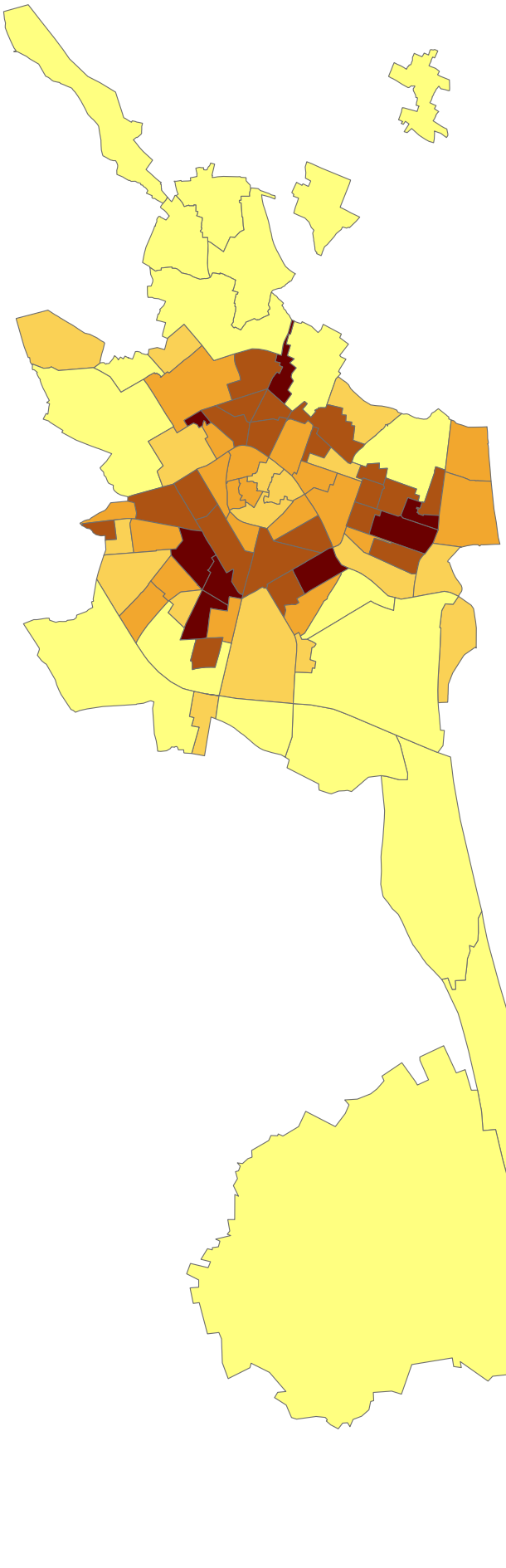
LEYENDA

Ratio Contraste de Bordes (RCBSO) (%)

- < 0.1
- 0.100001 - 0.15
- 0.150001 - 0.2
- 0.200001 - 0.3
- 0.300001 - 0.5

0 1 250 2 500 5 000 7 500 10 000
Metros

ANEXO 4: MAPAS DE DENSIDAD DE POBLACIÓN



Densidad de población en la ciudad de Valencia

Escala: 1:125 000

Fecha: 24/07/2014

Autor: Marta Sapena Moll

LEYENDA

Densidad de población (hab/m2)

- 0 - 60
- 60,000001 - 140
- 140,000001 - 260
- 260,000001 - 380
- 380,000001 - 580

0 1 250 2 500 5 000 7 500 10 000

Metros

ANEXO 5: TABLA ÍNDICES DE FRAGMENTACIÓN

Tabla 27: Índices de Fragmentación ordenados cronológicamente

Fórmula	Variables	Autores/Año	Propiedades	Rango valores	Aplicaciones	Niveles	Tipo/Grupo
Índice de Fragmentación Urbana $IFU = \frac{\sum_{i=1}^{n}(Lmax_i \cdot S_i \cdot O_i)}{A_t}$	$Lmax_i$= long. máx. objeto i en el súper-objeto (SO) (m) S_i= área objeto(m^2) O_i= coef. obstrucción A_t= área SO(m^2)	(Astiaso et al., 2013) (Romano y Tamburini, 2006)	O_i=1: Industrial, Viario, Constr. O_i=0,8: Urbano continuo O_i=0,6: Urbano discontinuo O_i=0,4:Áreas verdes	**Fragmentación**: Baja (≤2) Media (2>26) Alta (≥26)	Medir el grado de fragmentación urbano en Parques Naturales.	- Súper Objeto	Área y Perímetro
Índice de Fragmentación Urbana Ponderado $\overline{IFUP}_i = \frac{\sum_{i=1}^{n}(V_i \cdot S_i)}{\sum_{i=1}^{n}(S_i)}$	S_i= área SO (m^2). V_i= IFU$_i$ de cada SO	(Astiaso et al., 2013)	Ponderado para comparar la fragmentación entre distintos SO	**Fragmentación**: Baja (<0.4) Media (0.4≥1.3) Alta (>1.3)	Medir el grado de fragmentación urbano ponderado en Parques Naturales	-Súper Objeto	Área y Perímetro
Densidad de Objeto $DO = \frac{n_i}{A} \cdot 10000 \cdot 100$ (nº/100 ha)	A=área SO total (m^2). (incluyendo el fondo) n_i= nº de objetos en la clase i	(Gong et al., 2013) (McGarigal et al., 2012) (Irwin y Bockstael, 2007) (Herold et al., 2002)	Calcula el número de objetos por 100 ha	**Fragmentación**: Alta ($DO \uparrow$) Baja ($DO \downarrow$) **Rango:** $DO \geq 0$	Se utiliza para análisis multitemporal y para el cálculo de variables socioeconomicas	-Clase -Súper Objeto	Agregación
Distancia Euclídea Media del Vecino Más Próximo $DEMvp = \frac{\sum_{i=1}^{n}(h_i)}{n}$ (m)	h_i= distancia del objeto i al objeto más próximo (de borde a borde) de la misma clase (m). n= nº total de objetos en la clase	(Gong et al., 2013) (McGarigal et al., 2012)	Muestra la distribución de los objetos dentro de una misma clase	**Fragmentación**: Alta($DEMvp \uparrow$) Baja ($DEMvp \downarrow$) **Rango:** $DEMvp \geq 0$	Se utiliza para análisis multitemporal y para el cálculo de variables socioeconomicas	-Clase	Agregación

Fórmula	Variables	Autores/Año	Propiedades	Rango valores	Aplicaciones	Niveles	Tipo/Grupo
Dimensión Fractal Ponderada del Área Media del Objeto $\mathrm{DFP} = \sum_{i=1}^{n}\left[\left(\frac{2\cdot\ln(0.25\cdot p_i)}{\ln(a_i)}\right)\cdot\left(\frac{a_i}{\sum_{i=1}^{n}a_i}\right)\right]$	p_i= perímetro del objeto i (m) a_i=área del objeto i (m^2)	(Gong et al., 2013) (McGarigal et al., 2012) (Herold et al., 2002)	Muestra la forma del rodal.	**Fragmentación**: Alta(DFP ↑) Baja (DFP ↓)	Se utiliza para análisis multitemporal y para el cálculo de variables socioeconomicas	-Clase	Forma
Dimensión de Borde $\ln(A) = \ln(C) + \frac{2}{Dim_B}\cdot\ln(P)$	A= área del objeto(m^2) P=perímetro del objeto(m) C=coeficiente constante	(Wu et al., 2013)	Es una Dimensión Fractal. Indica la forma de borde simple o compleja.	**Rango** [1-2] ↑Dim_B mayor complejidad de bordes	Medir la complejidad y aleatoriedad de los objetos.	-Objeto	Área y Perímetro
Dimensión del Radio $\ln\mathrm{S}(r) = \ln(C) + Dim_R\cdot\ln(r)$	r= radio del centro(m) S(r)= área de la clase dentro del circulo de radio r (m^2) C=coeficiente constante	(Wu et al., 2013)	Es una Dimensión Fractal. Analiza el patrón espacial de cada uso.	Dim_R< 2 dismin. hacia el exterior la densidad Dim_R> 2 aumenta hacia el exterior la densidad Dim_R= 2 cte.	Medir la centralizad de la clase respecto a un punto. Distribución acumulativa o difusa	-Clase	Agregación
Índice de Fragmentación Funcional Relativa $IFFR = \frac{(R_v - N)}{(R_v - 1)}$	R_v= Valor de referencia dado por el nº total de áreas funcionales N=nº áreas funcionales dentro del perímetro del SO	(Marinescu y Avram, 2012)	Calcula el nivel de fragmentación dentro del perímetro en relación con las áreas funcionales	**Rango** [0-1] $IFFR$↓ Dispersión urbana policéntrica. $IFFR$↑homogeneidad urbana	Herramienta útil para planeamiento urbanístico, ya que proporcionar valores estandarizados.	-Súper Objeto	Diversidad
Índice de Fragmentación Funcional Absoluta $IFFA = \frac{V_r}{\sum_{i=1}^{n}(P_i)}$	P_i=perímetro del área funcional i (m) V_r= valor referencial (perímetro SO) (m)	(Marinescu y Avram, 2012)	Calcula el nivel de integración funcional y estructural del perímetro	**Rango** [0-1] $IFFA$↓. Alta fragmentación funcional. $IFFA$↑ integración urbana óptima, homogeneidad urbana	Herramienta útil para planeamiento urbanístico, ya que proporcionar valores estandarizados.	-Súper Objeto	Diversidad

Fórmula	Variables	Autores/Año	Propiedades	Rango valores	Aplicaciones	Niveles	Tipo/Grupo
Dimensión Fractal $DF = \frac{2 \cdot \ln(0.25 \cdot p_i)}{\ln(a_i)}$	p_i= perímetro del objeto i (m) a_i= área del objeto i (m^2)	(McGarigal et al., 2012) (Colaninno et al., 2011) (Frenkel y Ashkenazi, 2008) (Gong et al., 2013) (Herold et al, 2002)	Es una Dimensión Fractal. Supera la limitación de medir el ratio área-perímetro como medida de complejidad de la forma	**Rango** $[1 \leq DF \leq 2]$ DF↓bordes simples DF↑bordes complejos	Se utiliza para analiza el grado de complejidad de un objeto	-Objeto -Clase -Súper Objeto	Forma
Diversidad de Shannon $DSHAN = -\sum_{i=1}^{n}[P_i \cdot (\ln(P_i))]$	P_i= porción del SO ocupada por la clase i, ratio entre A_i/A_t. A_i= área clase i (m^2) A_t=área SO (m^2)	(McGarigal et al., 2012) (Colaninno et al., 2011)	Representa la cantidad de información por objeto	**Fragmentación**: Alta($DSHAN$↑) Baja ($DSHAN$↓) $DSHAN$=0 cuando hay un único objeto	Ayuda a comprender la estructura del SO. Se usa para compararlos los distintos SO	-Súper Objeto	Diversidad
Tamaño Efectivo de Malla $TEM = \frac{\sum_{i=1}^{n}(A_i^2)}{A_{total}}$	n= número de objetos A_i= área del objeto i (m^2) A_{total}= área total SO (incluyendo el fondo) (m^2)	(McGarigal et al., 2012) (EEAReport, 2011) (Jaeger, 2000)	Probabilidad de que dos puntos aleatorios en un área estén conectados	**Fragmentación**: Alta(TEM ↓) Baja(TEM ↑) **Rango**: $TEM \geq 0$	Medir la conectividad del SO en km^2	-Clase -Súper Objeto	Agregación
Densidad Efectiva de Malla $DEM = \frac{1}{TEM}$	TEM= tamaño efectivo de la malla	(McGarigal et al., 2012) (EEAReport, 2011) (Jaeger, 2000)	Informa sobre la densidad de las mallas/redes en un área de $1000km^2$	**Fragmentación**: Alta(DEM ↑) Baja (DEM ↓) **Rango**: $DEM \geq 0$	Cuantificar el grado en que el movimiento libre dentro de una clase se interrumpe por "barreras"	-Clase -Súper Objeto	Agregación
Uniformidad de Shannon o Entropía $USHAN = \frac{-\sum_{i=1}^{n}(P_i \cdot (\ln(P_i))}{\ln(n)}$	P_i= porción del SO ocupado por la clase i, ratio entre $\frac{A_i}{A_t}$ n =nº de clases	(McGarigal et al., 2012) (Romano et al., 2010)	Número de polígonos que forman el área urbana, ponderado por su propia dimensión.	**Fragmentación**: Alta($USHAN$↑) $USHAN$=0 un único objeto **Rango** [0-1]	Evaluar la uniformidad u homogeneidad del SO	-Súper Objeto	Diversidad

Fórmula	Variables	Autores/Año	Propiedades	Rango valores	Aplicaciones	Niveles	Tipo/Grupo
Índice de Forma $IF = \frac{0.25 \cdot L_i}{\sqrt{A_i}}$	L_i=perímetro del objeto, clase o SO (m) A_i= área del objeto, clase, o del SO (m^2)	(McGarigal et al., 2012) (Frenkel y Ashkenazi,2008) (Fang et al., 2007)	Es la medida más simple y directa de la complejidad de la forma	**Fragmentación**: Alta($IF_i \uparrow$) IF_i=1 forma cuadrada **Rango**: $IF \geq 0$	Mostrar la irregularidad del perímetro de un área estudiada	-Objeto -Clase -Súper Objeto	Forma
Tamaño Medio del Objeto $TM_{ij} = \sum_{j=1}^{m} \left(\frac{a_{ij}}{n_{ij}}\right)$	a_{ij}= área de la clase j en el SO i (m^2) n_{ij}=nº de objetos de la case j en el SO i	(McGarigal et al., 2012) (Frenkel y Ashkenazi,2008) (Irwin y Bockstael, 2007)	Mide la tendencia media un rodal en un SO	**Fragmentación**: Alta($TM_{ji} \downarrow$) Baja($TM_{ji} \uparrow$) **Rango**: $TM > 0$	Medir el nivel de dispersión y fragmentación de un SO	-Clase -Súper Objeto	Área y Perímetro
Ratio Medio del Perímetro-Área $RMPA = \frac{\sum_i \left(\frac{L_{ik}}{a_{ik}}\right)}{n_k}$	L_{ik}= perímetro del objeto i clase k (m) a_{ik}=área objeto i clase k (m^2) n_k=nº objetos en la clase k	(McGarigal et al., 2012) (Irwin y Bockstael, 2007)	El resultado es altamente dependiente del tamaño de los objetos	**Rango**: $RMPA > 0$	Medir la complejidad de la forma de los objetos en una clase	-Clase	Forma
Ratio Contraste de Bordes $RCB = \frac{e_{kj}}{e_{kk}}$	e_{kj}=longitud borde común entre objetos de clase k y j (m) e_{kk}=longitud borde entre objetos de la misma clase(m)	(McGarigal et al., 2012) (Irwin y Bockstael, 2007)	Todos los bordes no son iguales, se crea para medir el contraste de los bordes de los rodales	**Rango**: $RCB \geq 0$ RCB= 0, si el objeto contrastado es de la misma clase o es SO	Medir la intercalación de usos centrales y contrastados calculando los bordes comunes	-Objeto -Clase -Súper Objeto	Contraste
Proporción Contraste de Bordes $PCB = \frac{e_{kj}}{e_{kk} + e_{kj}}$	e_{kj}=longitud borde común entre objetos de clase k y j (m) e_{kk}=longitud borde entre objetos de la misma clase(m)	(McGarigal et al., 2012) (Irwin y Bockstael, 2007)	Todos los bordes no son iguales, se crea para medir el contraste de los bordes de los rodales	**Rango** [0-1] PCB= 0, si el objeto contrastado es de la misma clase o es SO	Medir la proporción de intercalación de usos centrales y contrastados calculando los bordes comunes	-Objeto -Clase -Súper Objeto	Contraste

Fórmula	Variables	Autores/Año	Propiedades	Rango valores	Aplicaciones	Niveles	Tipo/Grupo
Densidad de Borde $DB = \frac{\sum P_i}{\sum A_T}$ (m/m^2)	P_i=perímetro objeto A_T=área total SO (incluyendo el fondo) (m^2)	(McGarigal et al., 2012) (Herold et al., 2002)	Estandariza el borde por unidad de superficie, facilita las comparaciones entre las clases	**Rango**: $DB \geq 0$	Comparaciones entre clases y SO	-Clase -Súper Objeto	Área y Perímetro
Grado de Coherencia $GC = \sum_{i=1}^{n} \left(\frac{A_i}{A_t}\right)^2$	n=nº objetos A_i= área objeto i de una clase(m^2) A_T=área total SO (incluyendo el fondo) (m^2)	(McGarigal et al., 2012) (Jaeger, 2000)	Probabilidad de que dos puntos en dos áreas de la misma región se encuentren	**Rango**: $GC \geq 0$	Medir la conectividad del SO en tanto por cien (%)	-Clase -Súper Objeto	Agregación
Grado de Division $GD = 1 - GC$	GC= Grado de Coherencia	(McGarigal et al., 2012) (Jaeger, 2000)	Probabilidad de que dos puntos aleatorios no estén situados en la misma área	**Rango**: $0 \leq GD < 1$	Medir la no conectividad del SO en tanto por cien (%)	-Clase -Súper Objeto	Agregación
Índice de Separación $IS = \frac{{A_t}^2}{\sum_{i=1}^{n}({A_i}^2)}$	n=nº de objetos A_i= área objeto i de una clase(m^2) A_t= área total SO (incluyendo el fondo) (m^2)	(McGarigal et al., 2012) (Jaeger, 2000)	Número de malla efectiva, divide la región en rodales con un tamaño constante	**Rango:** $IS \geq 0$	Dividir el SO en un tamaño constante en función de los objetos	-Clase -Súper Objeto	Agregación
Producto Neto $PN = \sum_{i=1}^{n} {A_i}^2$	n=nº de objetos A_i= área objeto i de una clase (m^2)	(McGarigal et al., 2012) (Jaeger, 2000)	Producto del tamaño efectivo de la malla y el área total del SO	**Rango:** $PN \geq 0$	Medir la conectividad del SO en km^2	-Clase -Súper Objeto	Agregación
Densidad urbana $DU = \frac{A_u}{A_t}$ (%)	A_u= área urbanizada(m^2) A_t=área SO analizado(m^2)	(Colaninno et al., 2011) (Romano et al., 2010)	Ratio entre la superficie urbanizada y la superficie del SO	**Rango** [0 – 1]	Calcular la capacidad de acoger población sin necesidad de la extensión urbana	-Súper Objeto	Área y Perímetro

Fórmula	Variables	Autores/Año	Propiedades	Rango valores	Aplicaciones	Niveles	Tipo/Grupo
Distancia estándar ponderada $DEP = \sqrt{\left(\frac{\sum_{i=1}^{n}(a_i \cdot (x_i - \bar{x})^2)}{A_t}\right) + \left(\frac{\sum_{i=1}^{n}(a_i \cdot (y_i - \bar{y})^2)}{A_t}\right)}$	a_i= área del objeto i (m^2) A_t= área clase (m^2) x_i, y_i= coord. centroide objeto i(m) $\bar{x}$, $\bar{y}$=coord. centro medio de los objetos	(Colaninno et al., 2011)	Es dependiente de las distancias entre centroides y tamaño de los objetos.	**Rango:** $DEP \geq 0$	Medir el grado de concentración o dispersión de los objetos	-Clase	Agregación
Densidad-Diversidad $DD = \sum_k \left(\frac{a_{i,k}}{\max(a_{i,k})}\right)$	k=nº de clases $a_{i,k}$=área clase k en SO i (m^2) $\max(a_{i,k})$ = área dela clase con mayor sup. (m^2)	(Escolano, 2009)	Se ha eliminado el efecto de escala de la diversidad añadiendo el dato del volumen.	**Rango** [0-k] Si $DD_{i,k}$=k, el volumen y la mezcla de usos es la máxima posible	Calcular la complejidad contenida en la composición de clases de cada SO	-Clase -Súper Objeto	Diversidad
Índice *Leapfrog* Bruto $LPF = \frac{Aout_i}{UA_i}$	$Aout_i$= área de los objetos aislados en la clase i (m^2) UA_i= área total del clase i (m^2)	(Frenkel y Ashkenazi, 2008)	*Leapfrog* se dice a las construcciones urbanas lejos del centro urbano, dispersas.	**Fragmentación**: Alta(LFI_{gi} ↑) **Rango:** 0 – 1 (%)	Medir la proporción de objetos aislados en una clase	-Clase	Área y Perímetro

7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Astiaso, D., Bruschi, D., Cinquepalmi, F. y Cumo, F. (2013). *An estimation of urban fragmentation of natural hábitats: case studies of the 24 national parks.* Chemical Engineering Transactions, vol. 32, pag. 49-54.

Baudot, Y. (2001). *Geographical analysis of the population of fast-growing cities in the third world*. En Remote Sensing and Urban Analysis, GISDATA 9. Pag. 225–241.

Colaninno, N., Alhaddad, B. y Roca, J. (2011). *Urban models definition through image processing and morphological features, the case study of Catalonia, Spain.* 7th Virtual Cities and Territories, Lisbon.

Escolano, S. (2009). *Tendencias recientes de la organización espacial de los usos del suelo en las grandes ciudades latinoamericanas: el caso del Gran Santiado (Chile)*. ISSN. vol. 266,pag. 97-124.

Estornell, J., Ruiz, L.A., Hermosilla, T. (2009). *Generación de un MDT a partir de datos Lidar utilizando procesos iterativos basados en la selección de alturas mínimas en una zona de montaña.* XIII Congreso Nacional de la Asociación Española de Teledetección, 23-26 septiembre 2009, Calatayud, pp.481-484.

European Commission (2012). *Guidelines on best practice to limit, mitigate or compensate soil sealin.* Commission staff working document. Pág. 41.

European Environment Agency (2011). *Landscape fragmentation in Europe*. EEA Report, Joint EEA-FOEN report. Nº2, Pag. 20-30.

Font, A., Llop, C. y Bernardó, J. (2007). *Mociones para una ciudad metropolitana alternativa, en la Explosión de la ciudad: Transformaciones territoriales recientes en las regiones urbanas de la Europa Meridional*. Madrid: Ministerio de Vivienda.

Frenkel, A. y Ashkenazi, M. (2008). *Measuring urban sprawl: how can we deal with it?*. EPB: Planning and Design. vol. 35, pag. 56–79.

Gong, C., Yu, S., Joesting, H. y Chen, J. (2013). *Determining socioeconomic drivers of urban forest fragmentation with historical remote sensing images*. Landscape and Urban Planning, vol. 117, pag. 57-65.

Hair, J.F., Anderson, R.E., Tatham, R.L. y Black, W.C. (1999). *Análisis Multivariante*, 5ª edición. Prentice Hall Iberia, Madrid.

Hermosilla, T., Ruiz, L.A. (2009). *Detección automática de edificios combinando imágenes de satélite y datos LiDAR*. Semána Geomática, 2-4 Febrero. Barcelona.

Hermosilla, T., Ruiz, L.A., Recio, J.A. y Cambra-López, M. (2012). *Assessing contextual descriptive features for plot-based classification of urban area*. Landscape and Urban Planning, vol. 106,pag. 124-137.

Hermosilla, T., Ruiz, L.A., Gil-Yepes, J.L., Recio, J.A. y Pardo, J.E. (2013). *Multi-level object-based urban mapping from remote sensing and GIS data.* Geoinformatics for City Transformation, Ostrava.

Herold, M., Scepan, J. y Clarke, K.C. (2002). *The use of remote sensing and landscape metrics to describe structures and changes in urban land uses.* Evironmental and Panning, vol. 34,pag. 1443-1458.

Irwin, E.G. y Bockstael N. E. (2007). *The evolution of urban sprawl: Evidence of spatial heterogeneity and increasing land fragmentation.* PNAS nº 52. vol. 104, pag 20672-20677.

Jeager, J.A.G. (2000). *Landscape division, splitting index, and effective mesh size: new measures of landscape fragmentation*. Landscape Ecology, vol. 15, pag. 115-130.

Jennings, N. (2011). *A Python Primer for ArcGIS®*.

Liu, X. y Herold, M. (2006). *Population Estimation and Interpolation Using Remote Sensing*. En Urban Remote Sensing, CRC Press Taylor & Francis Group. Pag. 269–290.

Llopis, A. y Perdigón, L. (2012). *Cartografía Histórica de la Ciudad de Valencia (1606 - 1944)*. Ed. Universitat Politècnica de València.

Longley, P.A. y Mesev, V. (2000). *Measuring urban morphology using remotely-sensed imagery*. Remote Sensing and Urban Analysis, vol.1, 163-168. CRC Press/ Taylor & Francis: London, UK.

Lu, Z.Y., Im, J., Quackenbush, L. (2011). *A Volumetric Approach to Population Estimation Using Lidar Remote Sensing*. Photogrammetric Engineering And Remote Sensing, Vol. 77, Nº11, Pag. 1145-1156

Marinescu, I. E. y Avram, S. (2012). *Evaluation of urban fragmentation in Craiova city, Romania*. Procedia Environmental Sciencies, nº 14, pag.207-215.

McGarigal, K., SA Cushman, y E Ene. (2012). *FRAGSTATS v4: Spatial Pattern Analysis Program for Categorical and Continuous Maps*. Computer software program produced by the authors at the University of Massachusetts, Amherst.

Monleón, S., Sancho, A. y Calvo, T. (1858). *Proyecto general del ensanche de la ciudad de Valencia.*

Montanero, J. (2008). *Análisis Multivariante*. Manuales UEX (E.E.E.S) Universidad

de Extremadura. nº 59.

Moser, B., Jeager, J.A.G., Tappeiner, U., Tasser, E. y Eiselt, B. (2007*). Modification of the effective mesh size for measuring landscape fragmentation to solve the boundary problem.* En Jornal Landscqape Ecology. vol. 22, pag. 447 – 459.

Perea, A.J., Meroño, J.E. y Aguilera M.J. (2009). *Clasificación orientada a objetos en fotografías aéreas digitales para la discriminación de usos del suelo*. Interciencia, vol. 34, núm. 9, pag. 612-616.

Romano, Y., Colannino, N., Cerda, J., Roca, J. y Burns, M. (2010). *The relation between land occupation, density and spatial fragmentation (Spain 1956-2006).* 50º Congreso de la ERSA. Pag. 1-21.

Romano, B. y Tamburini, G. (2006). *Urban sensibility of landscape structures in Italy, general characteristics and local details*. ERSA 2006.

Salinas, E. (2009). *Fragmentación urbana y su relevancia en la planificación urbana y territorial actual*. Ignire, http://www.ignire.cl/index.php/articulos2/40-16. Fecha consulta: Abril 2014.

Wei, Y. y Zhang, Z. (2012). *Assessing the fragmentation of construction land in urban areas: An index method and case study in Shunde, China.* Land Use Policy, vol. 29, pag. 417-428.

Wu, H., Sun, Y., Shi, W. Chen, X. y Fu, D. (2013). *Examining the satellite-detected urban land use spatial patterns using multidimensional fractal dimension indices*. Remote Sensing, Nº5. Pag. 5152-5172.

Zandbergen, P.A. (2013). *PYTHON Scripting for ArcGIS.* Ed. ESRI Press.