



Universidad
de Alcalá

Clasificación de las ciudades españolas en función de la ocupación urbana parcelaria

Máster Universitario en Tecnologías de la Información Geográfica

Presentado por:

D./D^a NOMBRE APELLIDOS

Marcos Cambas Muñoz

Dirigido por:

Dr./Dra. D./D^a NOMBRE Y APELLIDOS

Dr. Francisco Aguilera Benavente

D. Cristian Vergara Fernández

Alcalá de Henares, a 1 de Julio de 2022

D. Francisco Aguilera Benavente y D. Cristian Vergara Fernández

CERTIFICAN:

Que el trabajo titulado: Clasificación de las ciudades españolas en función de la ocupación urbana parcelaria, ha sido realizado bajo nuestra dirección por el alumno/a D./D^a Marcos Cambas Muñoz

Alcalá de Henares, a 1 de Julio de 2022

Firmado:

Dr. Francisco Aguilera Benavente

D. Cristian Vergara Fernández

A handwritten signature in blue ink, appearing to be 'F. Aguilera Benavente', is written over a faint, light blue grid background.

FORMULARIO DE AUTORIZACIÓN PARA LA INCLUSIÓN DEL TRABAJO DE FIN DE MASTER EN EL ARCHIVO ABIERTO INSTITUCIONAL E-BUAH DE LA UNIVERSIDAD DE ALCALÁ.

TÍTULO DEL TRABAJO FIN DE MASTER: Clasificación de las ciudades españolas en función de la ocupación urbana parcelaria.

1.-ESTUDIANTE (AUTOR)

APELLIDOS Y NOMBRE: Marcos Cambas Muñoz	DNI: 09068318-Q
TITULACIÓN: Master Universitario en Tecnologías de la Información Geográfica	

2.- DIRECTORES DEL TRABAJO FIN DE MASTER:


APELLIDOS Y NOMBRE: Francisco Aguilera Benavente	DNI: 74725152-S
DEPARTAMENTO o INSTITUCIÓN:	
APELLIDOS Y NOMBRE: Cristian Vergara Fernández	DNI:
DEPARTAMENTO o INSTITUCIÓN:	

Los abajo firmantes:

<input type="checkbox"/>	AUTORIZAN
<input checked="" type="checkbox"/>	NO AUTORIZAN
	NO AUTORIZAN
	DURANTE UN
	PERIODO DE:
<input type="checkbox"/>	6 MESES
<input checked="" type="checkbox"/>	12 MESES
<input type="checkbox"/>	18 MESES
<input type="checkbox"/>	24 MESES

El depósito y puesta a disposición del Trabajo Fin de Máster en el Repositorio Institucional de la Universidad, e-BUAH, de acceso libre y gratuito a través de Internet, y otorgando las condiciones de uso de la licencia Creative Commons *reconocimiento-uso no comercial-sin obra derivada*.

Más información en: <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/deed.es>

Firmado: El autor	Firmado: Los directores del Trabajo Fin de Máster 
--------------------------	---

<https://ebuah.uah.es/dspace/>

Los datos personales recogidos serán tratados por la Universidad de Alcalá con la finalidad de gestionar su autorización para la inclusión del Trabajo de Fin de Máster en el Archivo Abierto Institucional e-BUAH de la Universidad y su acceso libre a través de Internet, así como para fines estadísticos. La base legítima de dicho tratamiento es la ejecución de su autorización, las obligaciones legales en materia educativa y de investigación, así como su consentimiento expreso. Más allá de la publicación en el citado Repositorio, los datos no serán cedidos salvo los casos previstos legalmente y se conservarán durante el tiempo legalmente establecido y el necesario para cumplir con la finalidad descrita. El órgano responsable del tratamiento es la Secretaría General de la Universidad, ante quien se podrán ejercer los correspondientes derechos, mediante escrito dirigido a la Delegada de Protección de Datos (Colegio de San Ildefonso, Plaza de San Diego, s/n. 28801 Alcalá de Henares. Madrid) o por correo electrónico (protecciondedatos@uah.es), adjuntando copia del DNI o equivalente. En caso de conflicto, se podrá plantear recurso ante la Agencia Española de Protección de Datos. Para una información más detallada puede consultarse la Política de Privacidad de la Universidad.

**DEPARTAMENTO DE GEOLOGÍA,
GEOGRAFÍA Y MEDIO AMBIENTE**

MASTER EN TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN GEOGRÁFICA

TRABAJO DE FIN DE MÁSTER

<< TÍTULO DE TFM >>

Tribunal de calificación:

Presidente: _____

Vocal 1º: _____

Vocal 2º: _____

Calificación: _____

Fecha: _____

ÍNDICE

RESUMEN	1
1. Introducción	2
2. Materiales y métodos	4
2.1. Área de estudio.....	4
2.2. Datos de partida	5
2.3. Metodología	7
2.4.1. Análisis Exploratorio de los datos	8
2.4.2. Análisis Factorial.....	8
2.4.3. Análisis de conglomerados.....	10
3. Resultados.....	10
3.1. Análisis Exploratorio de los datos	10
3.2. Análisis Factorial	12
3.3. Análisis de conglomerados	13
4. Discusión	19
5. Conclusión	21
BIBLIOGRAFÍA.....	22
ANEXO I: Análisis Exploratorio de los datos	26
ANEXO II: Análisis Factorial	27

RESUMEN

La clasificación de ciudades históricamente se ha realizado a través del análisis de variables socioeconómicas, la movilidad, aspectos como la residencia-trabajo y morfología urbana. No obstante, su clasificación en relación con la ocupación del suelo no ha sido ampliamente explorada debido a la carencia de bases de datos con suficiente nivel de resolución temática y espacial. El presente estudio propone una clasificación de 70 ciudades españolas (capitales de provincia y ciudades de más de 100.000 habitantes) en función de la composición de usos del suelo, a nivel parcelario. Para llevar a cabo la clasificación se emplearon dos técnicas multivariantes sucesivas: un análisis factorial, que sirvió para determinar los usos del suelo que mejor explican la varianza entre las ciudades, y un análisis de conglomerados que fue empleado para agrupar las ciudades con composiciones de uso del suelo similares. Del análisis factorial se extrajeron los 3 factores más influyentes: el primero relacionado con viviendas y servicios de uso público (factor de compacidad) y los otros dos vinculados a actividades del sector terciario y secundario. Tras el análisis de conglomerados, se propone su clasificación en 5 grupos: ciudades postindustriales, de alta actividad económica y dispersas, de alta actividad económica y compactas, ciudades balanceadas y de economía menos desarrollada. Este estudio puede resultar útil tanto para futuros estudios como para la planificación y desarrollo de los asentamientos urbanos.

Palabras clave: Urbanización, Análisis de conglomerados, Clasificación de ciudades, Análisis factorial.

ABSTRACT

Traditionally, cities classification has been through socioeconomic, mobility or urban morphology variables, while land use composition has been less explored. The lack of studies on this matter may be due to unavailability data with adequate thematic and spatial resolution. This study proposes a 70 Spanish cities classification (provincial capitals and cities above 100,000 inhabitants) based on their urban land composition. The data used was obtained from cadastral register of Spanish administration and was processed by the "Cadastral Classifier" QGIS plugin. To obtain the final classification, two successive multivariate techniques were applied: a factorial analysis and a cluster analysis. From the factorial analysis, the most influential three factors in urban composition were extracted: (1) compacity factor, related to multifamily residential and public equipment, (2) and (3) related to economic activities, tertiary and secondary sectors, respectively. After cluster analysis application, five cities groups were proposed: Postindustrial cities, Scattered cities with high economic activity, Compact cities with high economic activities, Balanced cities and cities with Less economic development. This classification can be useful to future studies application and urban development planification.

Keywords: Urbanization, Cluster analysis, Cities Classification, Factorial Analysis.

1. INTRODUCCIÓN

La urbanización es uno de los principales procesos de transformación de la superficie terrestre a nivel global. Este proceso comenzó de manera más acelerada partir del inicio del siglo XX y ha sido ampliamente documentado en las últimas décadas a través del análisis de imágenes satelitales ([Song et al., 201](#); [Radwan et al., 2021](#)). Actualmente el 50% de la población mundial vive en ciudades y se proyecta que, para el año 2050, este porcentaje alcanzará el 75% ([Ritchie y Rose, 2018](#)), en una superficie urbana que representa alrededor del 3% de la superficie global ([Liu et al., 2014](#)). Sin embargo, a pesar de su escasa proporción superficial, las zonas urbanas producen impactos ambientales ([Bhuvandas et al., 2012](#)) y sociales ([Vlahov y Galea, 2002](#)) a gran escala, lo que hace inevitable profundizar en su estudio, para avanzar hacia las metas definidas por los objetivos de desarrollo sostenible.

Las áreas urbanas alrededor del mundo no son homogéneas, y se caracterizan por aspectos relacionados con el tamaño, número de habitantes, densidad, movilidad, así como por las principales actividades económicas que se desarrollan en ellas ([Kwan et al., 2014](#)). Estos aspectos diferenciales pueden ser utilizados para crear sistemas de clasificación de ciudades, que permiten apoyar los futuros procesos de planificación y el análisis y comprensión de los asentamientos urbanos.

La clasificación de ciudades tiene una larga tradición en la geografía urbana. [Harris \(1943\)](#), en uno de los primeros trabajos en la materia, realizó una clasificación asociada a la función económica de 984 ciudades en Estados Unidos, a partir de datos de ocupación y empleo, lo que permitió describir nueve tipos de ciudades y su distribución espacial dentro del país, identificando patrones de localización de ciudades manufactureras, mineras y de servicios. A partir de 1950, las clasificaciones de ciudades han incorporado progresivamente enfoques basados en técnicas estadísticas y análisis multivariantes, como el análisis de conglomerados, análisis de discriminante, y el análisis de componentes principales ([Nelson, 1955](#); [Freestone et al., 2003](#); [Beer y Maude, 2008](#); [Cebrián-Abellán et al., 2021](#)). A modo de ejemplo, en uno de los trabajos más relevantes realizados en la materia, utilizando estos métodos se identificaron 13 grupos asociados a la función económica de 741 ciudades en Australia incluyendo ciudades de servicios mineros, turismo, de procesamiento y producción rural ([Freestone et al., 2003](#)).

En las últimas décadas el aumento en la disponibilidad de datos espaciales, junto con el

desarrollo de técnicas de análisis de patrones espaciales a través de sistemas de información geográfica, y el cálculo de métricas del paisaje ([Turner et al., 1990](#)), han permitido desarrollar nuevos sistemas de clasificación de ciudades asociadas a la forma y configuración espacial de las teselas que componen el uso urbano ([Huan et al., 2007](#)). A este respecto, se han generado clasificaciones de las principales ciudades europeas a partir de métricas de paisaje y datos de densidad poblacional, identificando de esta manera patrones de agrupamiento que caracterizan distintos niveles de dispersión y compacidad ([Schwarz et al., 2010](#)). De igual manera, estas técnicas se han utilizado para clasificar las zonas urbanas y los procesos de crecimiento en la localidad de Algarve, Portugal ([Aguilera-Benavente et al., 2014](#)) y las áreas metropolitanas de España ([Pascual-Rosa et al., 2019](#)), entre otras.

La clasificación de las ciudades a partir de los usos del suelo es particularmente difícil debido a la escasez de bases de datos con suficiente riqueza temática. [Anderson et al. \(1976\)](#) ofrece un marco clasificatorio para usos urbanos que puede considerarse la base sobre la que se han desarrollado muchos otros: US Geological Survey (USGS), National Land Cover Characterization (NLCC), Food and Agriculture Organization (FAO) ([Cadenasso et al., 2007](#)). Si bien estos marcos buscan capturar la heterogeneidad temática de los suelos urbanos, todas estas clasificaciones están basadas en técnicas de observación remota, asociadas de forma inevitable a los problemas de precisión y escala. Las limitaciones de estas técnicas para la clasificación de usos del suelo son observables en las bases de datos más utilizadas a nivel europeo: CORINE, con un número de clases muy limitado para la caracterización de suelos urbanos, o Urban Atlas, con una mayor riqueza temática, pero con una gruesa resolución (10 m). Esto limita el estudio de la funcionalidad de las ciudades, lo que ha incentivado la búsqueda de nuevas técnicas de clasificación de uso del suelo urbano.

En esta línea, recientemente se ha desarrollado un complemento para QGIS, denominado Clasificador Catastral (*cadastral classifier*), que permite generar clasificaciones de uso del suelo urbano, con distintos niveles de complejidad y a nivel parcelario, a partir del registro de datos catastrales de la administración española ([Shurupov et al., 2022](#)). Esta novedosa herramienta permite, por primera vez, explorar la clasificación de ciudades en España utilizando la composición de usos del suelo con una alta riqueza temática, resolución espacial y nivel de detalle. Esta novedosa herramienta permite, por primera vez, disponer de una alta riqueza temática, resolución espacial y nivel de detalle en la composición de usos del suelo urbano, para explorar la clasificación de las ciudades españolas.

En este contexto, este estudio se propone explorar la realización una clasificación de las ciudades españolas basada en la composición de usos del suelo de su área urbana. Para ello, se marcaron tres objetivos principales: obtener el área ocupada por cada uso en las distintas ciudades, encontrar qué factores explican la variabilidad de los usos del suelo presentes en ellas mediante análisis factorial y, finalmente, agrupar las ciudades en base a la mayor o menor presencia de estos factores mediante un análisis de conglomerados. El trabajo se organiza de la siguiente forma: el epígrafe 2 presenta los datos de partida y el análisis llevado a cabo para su exploración, el análisis factorial para la selección de los usos del suelo más relevantes y el análisis de conglomerados para el agrupamiento de las ciudades. El epígrafe 3 muestra los resultados de los respectivos análisis y, finalmente, los epígrafes 4 y 5 presentan la discusión y conclusiones del trabajo respectivamente.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1. Área de estudio

Para el desarrollo del presente trabajo, se analizaron un total de 72 ciudades españolas, incluyéndose capitales de provincia y ciudades de más de 100.000 habitantes. No se incluyeron en esta selección aquellas ciudades que, cumpliendo alguno de los criterios anteriores, se encontrasen en las comunidades autónomas del País Vasco o la Comunidad Foral de Navarra, ya que no existe información sobre ellas en la Dirección General del Catastro (ver epígrafe 2.2) al tener transferidas las competencias en la materia. En cualquier caso, el conjunto de ciudades representa de manera suficiente la variabilidad de los espacios urbanos existentes (costeros y de interior, de gran tamaño o de tamaño medio, etc.). La figura 1 muestra la ubicación de las áreas urbanas seleccionadas.

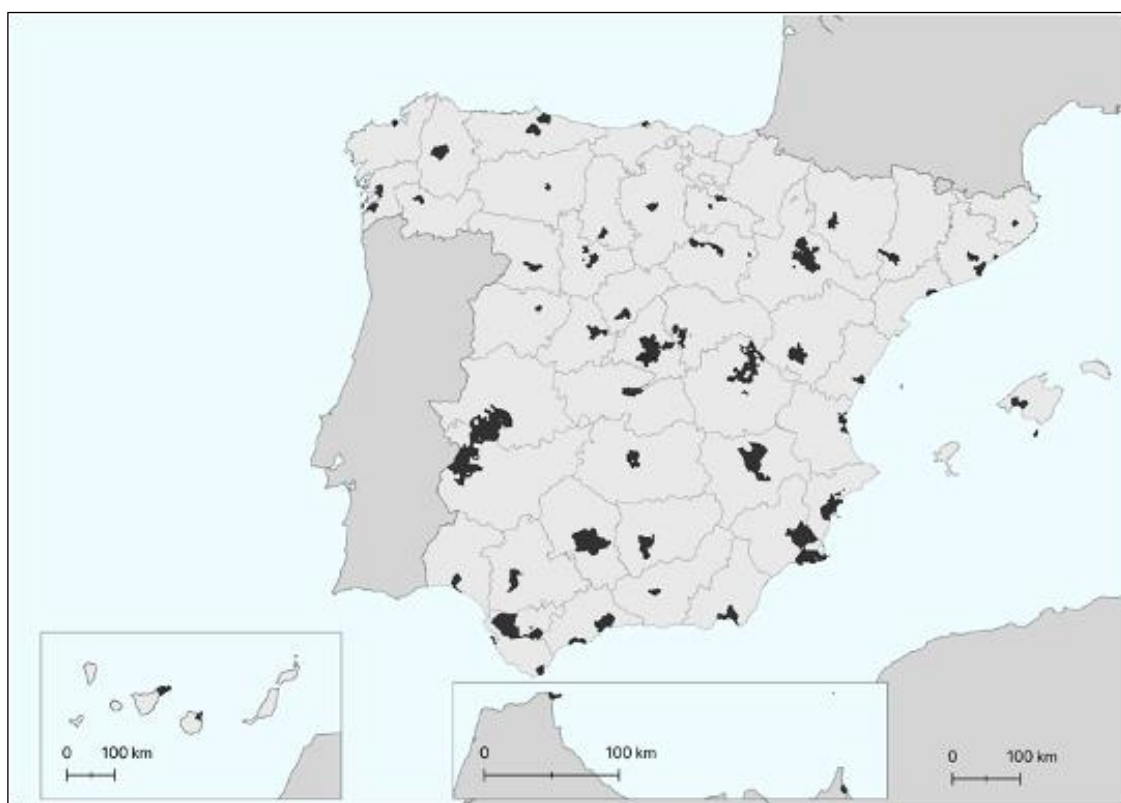


Figura 1. Mapa de ciudades analizadas en el estudio.

2.2. Datos de partida

Los datos de partida para la clasificación de las ciudades españolas se obtuvieron de Catastro de bienes inmuebles disponible en la Infraestructura de Datos Espaciales (IDE) de la Dirección General del Catastro (DGC). La elevada complejidad del modelo de datos catastral dificulta el proceso de obtención de datos de uso del suelo ([Martín-Jiménez y Rodríguez-Espinosa, 2022](#)); no obstante, la herramienta para QGIS Clasificador Catastral ([Shurupov et al., 2022](#)) permite obtener de manera sencilla clasificaciones de los usos del suelo a nivel de parcela con diferentes niveles de desagregación temática, ofreciendo 3 niveles de clasificación: básica, intermedia y personalizada. Para la realización de este estudio se utilizó la clasificación intermedia, ya que ofrece un buen nivel de desagregación a la vez que es fácilmente replicable en futuros estudios. La tabla 1 presenta las 14 categorías de usos del suelo utilizadas.

De esta forma, se obtuvo la cartografía de los usos del suelo de cada ciudad a nivel de parcela para las 72 ciudades. La figura 2 muestra un ejemplo de la cartografía de ocupación del suelo generada para las ciudades de León y Lugo. Posteriormente, una vez obtenidas las clasificaciones de los usos del suelo a nivel de parcela para cada una de las 72 ciudades, se calculó el porcentaje de ocupación de cada uso respecto a la superficie urbana de la ciudad.

Tabla 1. Usos del suelo utilizados en la clasificación.

Tipos de uso				
Residencial Unifamiliar	Residencial Plurifamiliar	Comercio	Hostelería y Restauración	Equipamientos Educativos
Residencial Unifamiliar Mixto	Residencial Plurifamiliar Mixto	Ocio y Espectáculos	Oficinas	Otros Equipamientos
Industrial	Industrial Mixto	Edificaciones Singulares	Equipamientos sanitarios	

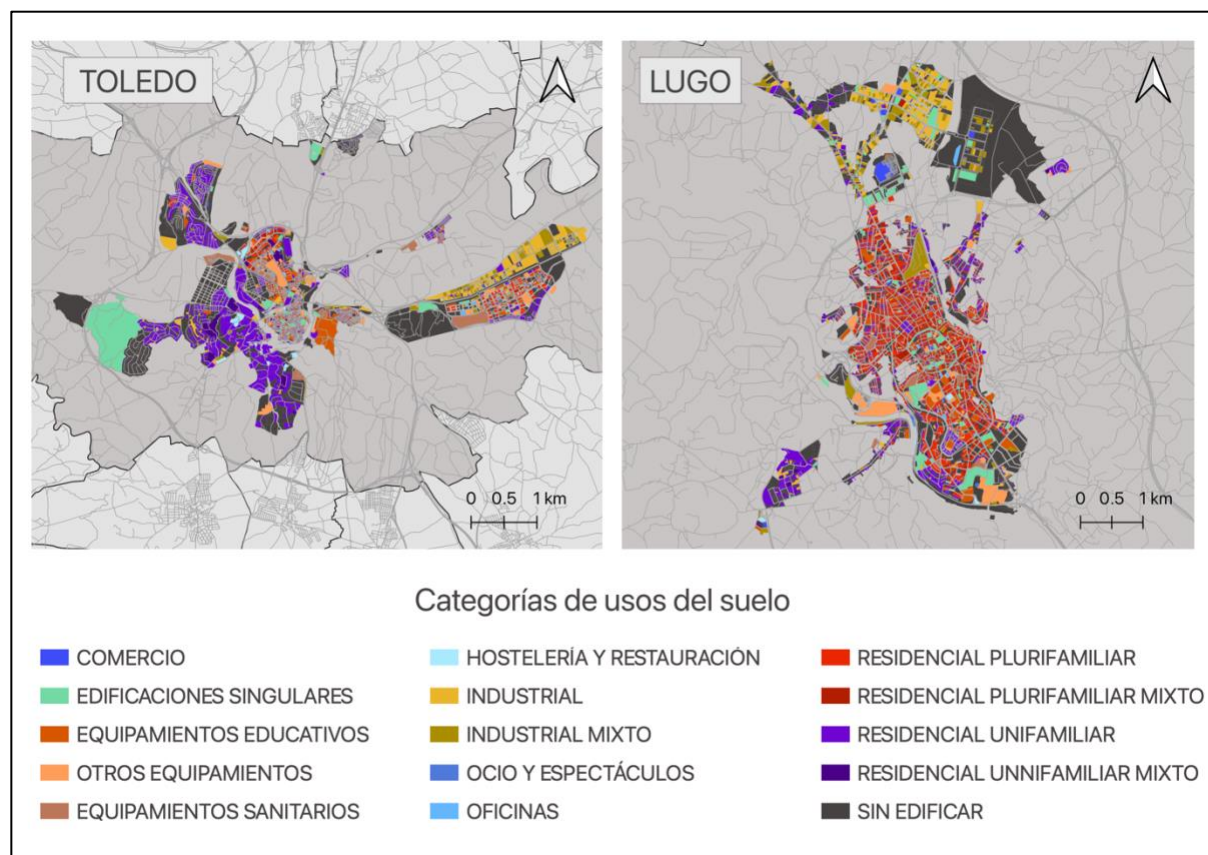


Figura 2. Ejemplo de clasificación intermedia para las ciudades de Toledo y Lugo, obtenida por medio del complemento Clasificador Catastral.

2.3. Metodología

Previamente al resto de análisis, se condujo un análisis exploratorio de datos examinando la distribución de las variables de entrada para comprobar si estas cumplían las condiciones para realizar test paramétricos. Posteriormente, a partir de los porcentajes de ocupación de cada uso del suelo en las ciudades, se realizó un análisis factorial para identificar un conjunto reducido de factores que permitiera explicar la mayor variabilidad posible, en relación a las características de composición de los usos del suelo de las ciudades ([Aguilera-Benavente et al., 2014](#); [Pascual-Rosa et al., 2019](#); [Cebrián-Abellán et al., 2021](#)). Posteriormente, se obtuvieron las puntuaciones de cada ciudad para los factores seleccionados ([DiStefano et al., 2009](#)) y a partir de dichas puntuaciones, se realizó un análisis de conglomerados con la intención de agrupar aquellas ciudades que mostrasen una estructura similar en su composición de los usos del suelo. La figura 3 representa de manera sintética los análisis realizados, que se presentan de manera detallada en los epígrafes siguientes.

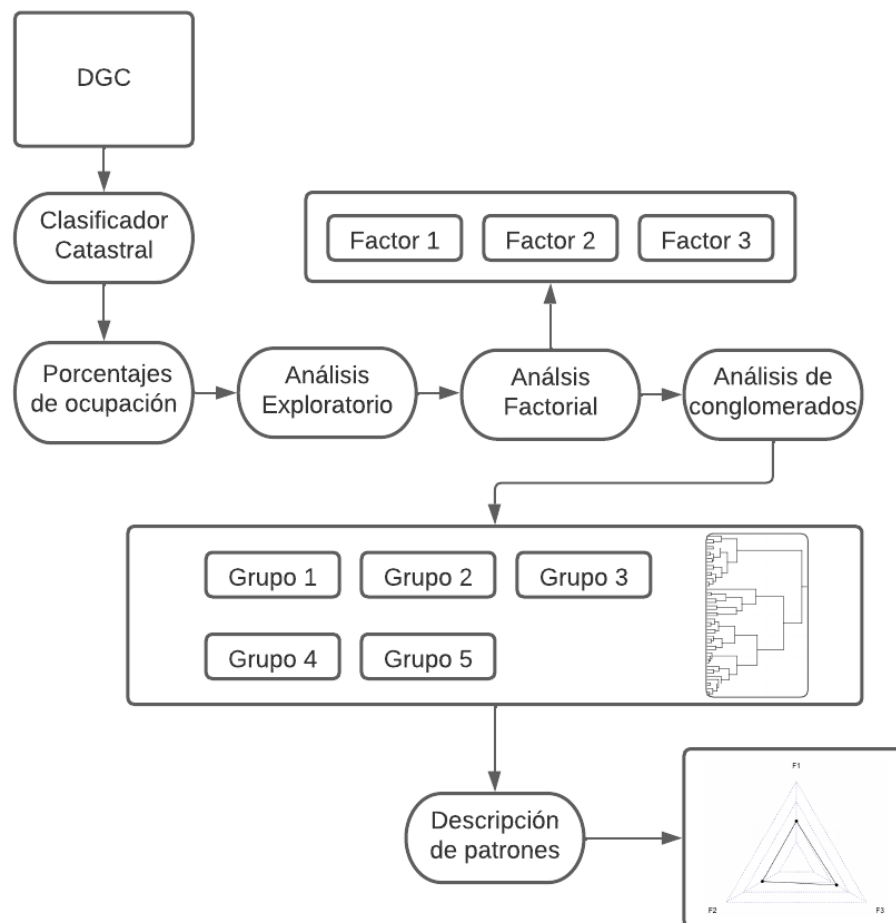


Figura 2. Esquema de la metodología del trabajo.

2.3.1. *Análisis Exploratorio de los datos*

Como recomienda [Watkins \(2021\)](#), la distribución de las variables fue analizada de forma gráfica y estadística, utilizándose la prueba de Shapiro, que contrasta la hipótesis nula de normalidad, y mediante test de asimetría y curtosis. Según el criterio de [Curran et al. \(1996\)](#), la asimetría no debería exceder 2,0 y la curtosis 7,0 para estimar las correlaciones mediante el método de Pearson. Posteriormente, se analizó si las observaciones presentaban valores atípicos en las variables calculando si la observación se encontraba a 1,5 veces del rango intercuartílico (entre el 25 – 75% de las observaciones); la presencia de valores extremos podría influenciar los resultados del análisis factorial ([Watkins 2021](#)). Una vez identificada como atípica una observación, se analizó la casuística particular para decidir si era removida. Finalmente, se analizó la matriz de correlaciones del set de datos a fin de comprobar si se cumplían las condiciones para su factorización. El nivel de adecuación de la matriz de correlaciones se determinó a través de los coeficientes entre pares de variables y el test de Kaiser Meyer Olkin (KMO), considerándose 0,60 como valor mínimo para considerar el análisis factorizable ([Mvududu y Sink, 2013](#)).

2.3.2. *Análisis Factorial*

De acuerdo con el análisis factorial, la correlación existente entre las distintas variables viene precedida por un factor común entre ellas que no es directamente medible, siendo la carga que presentan las variables una medida de la influencia que tiene el factor en su variabilidad ([Cudeck, 2000](#)). La aplicación del análisis en el presente estudio tiene como objetivo extraer aquellos factores que más determinan la variabilidad de los usos del suelo de las ciudades españolas, como combinación de los porcentajes de los diferentes usos del suelo disponibles para cada ciudad. Como resultado del análisis factorial, se obtiene la proporción de varianza de cada variable representada por el factor (carga en el factor) y la proporción representada por todos los factores extraídos (comunalidad) ([Watkins, 2021](#)).

El análisis factorial se realizó utilizando la función “fa” de la librería “psych” de R. Para la elección de los factores se examinaron los resultados de múltiples configuraciones, seleccionando finalmente aquella que mejor se ajustaba tanto al conocimiento teórico como a la representación de la estructura subyacente de las observaciones y que, a su vez, era fácilmente interpretable. Las configuraciones exploradas consideraron 3 elementos

fundamentales: el método de extracción de los factores, la rotación de los ejes y el número de factores retenidos.

En lo que respecta a los métodos de extracción, existen dos grupos principales: Máxima verosimilitud (MV) y Mínimos cuadrados (MC) ([de la Fuente-Fernández, 2011](#)). Para este estudio se utilizó un método basado en mínimos cuadrados, recomendado cuando el número de observaciones es pequeño ($N < 100$) y las variables no son normales ([Watkins, 2021](#)). Tras probar diferentes métodos de extracción, se escogió *Minres* por su popularidad y adecuada representación de la estructura observada en los diferentes escenarios.

Una vez los factores son extraídos, se puede aplicar una rotación de los ejes a fin de hacer las cargas más interpretables sin cambiar la estructura subyacente de los datos ([Tabachnick y Fidell, 2019](#)). Se exploraron dos tipos de rotaciones: ortogonal y oblicua ([de la Fuente-Fernández, 2011](#)). A este respecto, muchos autores sugieren que la oblicua es más precisa, ya que la mayoría de las variables están correlacionadas en alguna medida, y que la ortogonal únicamente debería aplicarse si la correlación entre factores excediese 0,20 – 0,32 ([Watkins, 2021](#)). Considerando estos argumentos, se optó por una rotación oblicua, escogiéndose el método Promax, cuya estructura fue confirmada por otros métodos de rotación como recomienda [Watkins \(2021\)](#).

Para la selección del número de factores retenidos se consideraron: (1) las cargas salientes de las variables en los factores. El umbral de carga para considerar una variable como saliente en un factor fue de 0,40; este valor fue establecido considerando la significancia estadística y el número de observaciones ([Norman y Streiner, 2014](#)). (2) La correlación entre factores. (3) El ajuste residual de los modelos, evaluándose mediante la proporción de coeficientes residuales mayores a 0,05 y 0,10, y a través del error medio cuadrático. Idealmente, el valor de RMSR debe ser menor a 0,08 ([Brown, 2015](#)) y la proporción de coeficientes residuales menores a 0,05 debería ser pequeña, considerando la presencia de coeficientes mayores a 0,10 como un indicativo de la presencia de otro factor ([Cudeck, 2020](#)). (4) Finalmente, se analizaron indicadores de sobreextracción o infraextracción de factores evaluándose modelos con extracción de 2, 3 y 4 factores, prestando atención a que las variables que cargaban en un único factor no fuesen divididas en varios (sobreextracción), que variables que no reflejasen un tema común cargasen en un solo factor y, a su vez, que estas no presentasen cargas en múltiples factores (infraextracción).

Una vez obtenidos los factores, se calculó la puntuación de cada ciudad para cada uno de ellos. Para ello, cada variable fue escalada a valores entre 0 a 1, realizándose posteriormente una suma ponderada, utilizando como factor de ponderación el valor de las cargas en cada factor ([DiStefano et al., 2009](#)). La puntuación obtenida fue la métrica utilizada para el agrupamiento de las ciudades.

2.3.3. *Análisis de conglomerados*

Para el agrupamiento de las ciudades se realizó un análisis de conglomerados. Se utilizó un método jerárquico siguiendo el criterio de Ward ([Murtagh, 2011](#); [Aguilera-Benavente et al., 2014](#), [Pascual-Rosa et al., 2019](#)). El agrupamiento jerárquico es un método iterativo en el que se parte de un conjunto de conglomerados formados por una sola observación y se prueban todas las agrupaciones posibles, escogiéndose aquella que mayor intercorrelación produce dentro del grupo, repitiéndose el proceso de forma secuencial hasta llegar a un único grupo formado por todas las observaciones ([Murtagh, Fionn y Legendre, 2014](#)).

El análisis se realizó mediante el software R, utilizando la librería “stats”, para lo que se generó la matriz de distancia euclidiana, recomendada cuando las variables son continuas ([Murphy, 2021](#)) con la función “dist” y se realizó el agrupamiento con la función “hclust”. El número de grupos asociados a la estructura de uso del suelo urbano en las distintas ciudades se estableció por medio del cálculo de 30 índices utilizando la función “NbClust” del paquete “NbClust” en R, evaluándose los resultados del análisis de conglomerados dentro del intervalo recomendado por los diferentes índices (2 – 6 agrupaciones). Para elegir el número de agrupaciones definitivo se tuvo en cuenta que el valor medio de cada grupo en los factores siguiese un patrón distinto al resto y que el conjunto de grupos escogido fuese interpretable.

3. RESULTADOS

3.1. **Análisis Exploratorio de los datos**

En lo que respecta a las pruebas de normalidad, los resultados de la prueba de Shapiro indicaron que ninguna variable presentaba una distribución normal. Las pruebas de asimetría y curtosis indicaron que únicamente 6 variables eran adecuadas para utilizar correlaciones de Pearson durante el análisis (tabla A. ANEXO I). Los histogramas pueden ser consultados en la figura A. ANEXO I. Como indica [Bishara y Hittmer \(2015\)](#), en estos casos, el uso de correlaciones basadas en el método de Spearman es más preciso. La no normalidad de las

variables supuso restricciones en la metodología utilizada durante el análisis factorial (ver epígrafe siguiente).

Por otra parte, la tabla 2 muestra las observaciones que presentaban valores extremos en alguna variable. Se detectaron 23 valores atípicos repartidos en todos los usos del suelo, a excepción del uso Industrial, y 19 ciudades eran *outliers* en al menos 1 variable. Algunos estudios sugieren que el análisis factorial debe realizarse tanto incluyendo como excluyendo los valores atípicos, para asegurar la robustez de los resultados ([Tabachnick y Fidell, 2019](#)). Este procedimiento condujo a excluir las ciudades de Málaga y Santa Coloma de Gramanet.

Tabla 3. Ciudades con valores atípicos en algún uso.

Ciudad	Uso	Valor (%)
Alorcón	Otros Equipamientos	11,8
Ávila	Equipamientos Educativos	27,9
Ceuta	Edificaciones Singulares	12,1
	Hostelería y Restauración	1,1
Ciudad Real	Equipamientos Sanitarios	3,9
Fuenlabrada	Equipamientos Educativos	9,9
Leganés	Edificaciones Singulares	11,4
León	Equipamientos Educativos	9,0
Málaga	Comercio	4,4
	Otros Equipamientos	12,9
Marbella	Hostelería y Restauración	1,5
Mataró	Hostelería y Restauración	3,9
Melilla	Edificaciones Singulares	19,5
Móstoles	Equipamientos Educativos	9,2
Oviedo	Equipamientos Sanitarios	4,4
Palencia	Equipamientos Sanitarios	5,6
Palma	Hostelería y Restauración	1,8
Salamanca	Equipamientos Educativos	9,0
Santa Coloma	Comercio	2,2
	Equipamientos Sanitarios	9,7
Segovia	Edificaciones Singulares	11,4
	Hostelería y Restauración	1,5
Torrejón de Ardoz	Edificaciones Singulares	60,1

Respecto a la matriz de correlaciones (Tabla 4), los resultados mostraron que las variables observadas no presentaban correlaciones fuertes entre sí (75% de los coeficientes < 0,30); sin embargo, el valor de KMO (0,68) indicó que el análisis era viable para su factorización.

Tabla 4. Coeficientes de correlación entre pares de variables. Método de Spearman.

	Comercio	Ed.Singulares	Eq.Educativos	Eq.Otros	Eq.Sanitarios	Hostelería	Industrial	Ind.Mix	Ocio	Oficinas	Res.Pluri	Res.Plui.Mix	Res.Uni	Res.Uni.Mix
Comercio	1													
Ed.Singulares	-0,02	1												
Eq.Educativos	0,2	-0,01	1											
Eq.Otros	0,32	0,11	0,28	1										
Eq.Sanitarios	0,16	0,14	0,37	0,31	1									
Hostelería	0,02	0,18	0,14	0,17	0,18	1								
Industrial	0,12	0,07	0,13	-0,03	0,06	-0,05	1							
Ind.Mix	-0,05	0,27	0,24	0,1	0,09	-0,07	0,42	1						
Ocio	0,26	-0,05	0,01	0,21	-0,06	0,08	-0,18	-0,08	1					
Oficinas	0,17	0,14	0,26	0,27	0,12	0,13	-0,14	-0,22	0,24	1				
Res.Pluri	0,41	0,08	0,4	0,39	0,43	0,16	0,01	-0,07	0,2	0,38	1			
Res.Plui.Mix	0,31	-0,03	0,41	0,38	0,28	0,1	0	-0,02	0,5	0,29	0,57	1		
Res.Uni	-0,17	-0,37	-0,39	-0,23	-0,32	0,09	-0,3	-0,5	-0,11	-0,13	-0,27	-0,26	1	
Res.Uni.Mix	-0,01	-0,3	-0,2	-0,2	-0,28	0,11	-0,24	-0,37	0,17	-0,07	-0,3	0,09	0,51	1

3.2. Análisis Factorial

El modelo con 2 factores presentaba indicios de infraextracción, agrupando usos del suelo que no presentaban un tema común en el mismo factor y usos con cargas salientes en varios factores (Tabla B, Anexo II). Por otro lado, el modelo con 4 factores exhibió indicios de sobreextracción, al presentar 2 factores con una única carga saliente (Tabla C, Anexo II). Por su parte, el modelo con 3 factores presentaba varias cargas en cada factor y coherencia temática, cumpliendo el objetivo de obtener una estructura simple y explicativa. La evaluación de sus residuos mostró un RMSR aceptable (0,07) y, aunque los coeficientes de los residuos individuales no fueron del todo satisfactorios ($35\% > 0,05$ y $10\% > 0,10$), la extracción de otro factor generaba los problemas ya descritos.

A partir de este análisis, fue escogido el modelo con 3 factores utilizando la extracción *minres* y la rotación *promax*. Los resultados del análisis, cargas, comunalidades y varianza explicada por los factores, se muestran en la tabla 5. Respecto a la varianza explicada (0,34) y las comunalidades, ambos parámetros fueron bajos, probablemente debido a las bajas correlaciones existentes entre las variables observadas.

Tabla 5. Factores extraídos durante el análisis factorial

	Factor 1	Factor 2	Factor 3	Comunalidad
% Varianza explicada	0,14	0,12	0,08	
Comercio	0,08	0,70	0,04	0,527
Edificaciones Singulares	-0,04	-0,08	0,19	0,058
Equipamientos Educativos	0,29	0,01	0,13	0,096
Otros Equipamientos	0,36	0,37	0,05	0,369
Equipamientos Sanitarios	0,50	-0,05	0,00	0,237
Hostelería y Restauración	0,27	-0,13	-0,32	0,149
Industrial	-0,17	-0,18	0,44	0,339
Industrial Mixto	0,21	-0,05	0,50	0,287
Ocio	0,04	0,42	-0,11	0,231
Oficinas	-0,11	0,84	0,11	0,593
Residencial Plurifamiliar	0,68	0,16	-0,03	0,591
Res. Plurifamiliar Mixto	0,82	0,01	-0,03	0,681
Residencial Unifamiliar	-0,41	0,11	-0,66	0,570
Res. Unifamiliar Mixto	0,00	-0,06	-0,18	0,290

Con respecto a la descripción de los factores, en el primer factor las variables que presentaban cargas salientes más altas fueron los usos Residenciales plurifamiliares y los Equipamientos sanitarios. Cabe destacar que, durante la exploración de los distintos modelos, se observó como en este factor también estaban presentes el resto de los usos relacionados con equipamientos. Por tanto, se ha considerado a este factor como el de los **“usos asociados a la ciudad compacta”**, integrando residencias en altura y acceso a equipamientos públicos. El segundo factor, por su parte, se encuentra relacionado principalmente con los usos de oficinas (0,84), comercio (0,70) y ocio (0,42), lo que puede interpretarse como **“usos asociados al sector terciario”**. Por último, el tercer factor se encuentra relacionado con los usos industriales (0,50 y 0,44), por lo que se ha interpretado como **“usos vinculados a las actividades del sector secundario”**.

3.3. Análisis de conglomerados

El análisis permitió clasificar las 70 ciudades (excluidas 2 por valores atípicos) en 5 grupos, tras haberse realizado diversas pruebas considerando entre 2 y 6 grupos. El primer grupo se formó a partir de 5 ciudades, 9 el segundo, 16 el tercero, 24 el cuarto y 16 el quinto y último grupo. La figura 4 muestra la proporción de ciudades en cada grupo, así como el patrón formado por su valor promedio en los factores.

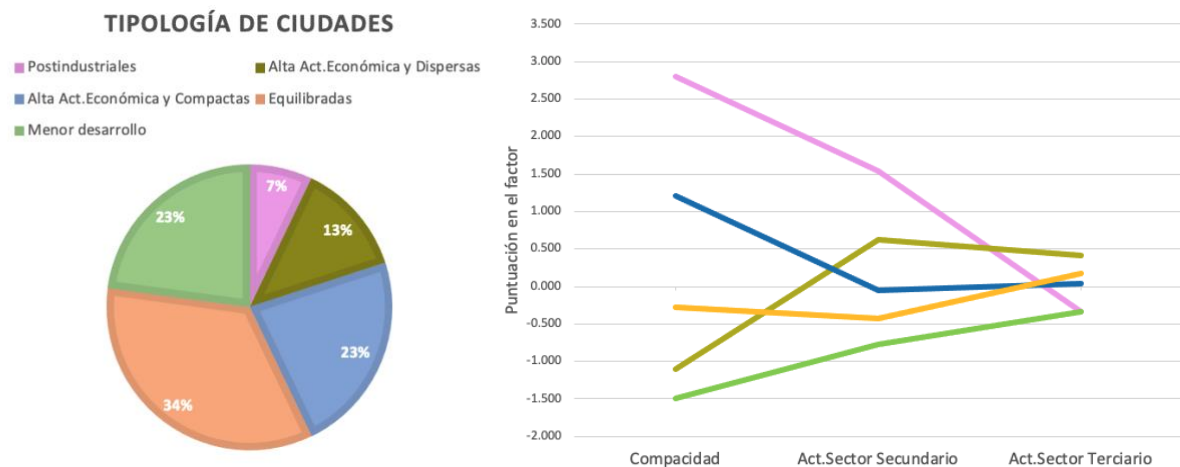


Figura 4. Distribución del conjunto de ciudades en los diferentes grupos y su valor promedio en los factores.

La tabla 6 presenta las ciudades incluidas en cada uno de los grupos descritos. Por su parte, la figura 5 muestra la distribución de los grupos en el territorio.

Tabla 6. Clasificación final de las ciudades

Postindustriales	Alta Act.Económica y Dispersas	Alta Act.Económica y Compactas	Equilibradas	Menor desarrollo económico
Barcelona	Alcalá de Henares	Badalona	Albacete	Algeciras
Cádiz	Alcobendas	Ciudad Real	Alcorcón	Avila
Madrid	Elche	Girona	Alicante	Badajoz
Sevilla	Fuenlabrada	Granada	Almería	Cáceres
Valencia	Getafe	Hospitalet de Llobregat	Burgos	Cartagena
	Guadalajara	Las Palmas de Gran Canaria	Castellón de la Plana	Córdoba
	Huesca	León	Ceuta	Dos Hermanas
	Parla	Logroño	A Coruña	Jeres de la Frontera
	Tarragona	Lugo	Cuenca	Leganés
		Mataró	Gijón	Marbella
		Oviedo	Huelva	Murcia
		Palencia	Jaén	Ourense
		Salamanca	Lleida	San Cristobal de la Laguna
		Santa Cruz de Tenerife	Melilla	Toledo
		Santander	Mostoles	Torrejón
		Segovia	Palma	Vigo
			Pontevedra	
			Sabadell	
			Soria	
			Terrasa	
			Teruel	
			Valladolid	
			Zamora	
			Zaragoza	



Figura 5. Distribución de los diferentes grupos en el territorio

El primero de los grupos identificados se interpretó como **“ciudades postindustriales”**. Este grupo presenta puntuaciones altas en los factores relacionados con usos de una ciudad compacta y actividades del sector terciario, y baja en el factor vinculado a la actividad industrial. En él encontramos las principales ciudades en desarrollo económico, todas ellas son ciudades portuarias: Barcelona, Valencia, Cádiz y Sevilla, a excepción de Madrid en cuyo desarrollo influye su condición de capitalidad del Estado. La figura 6 presenta los valores obtenidos para la ciudad de Barcelona en los 3 factores, como ejemplo del primer grupo.

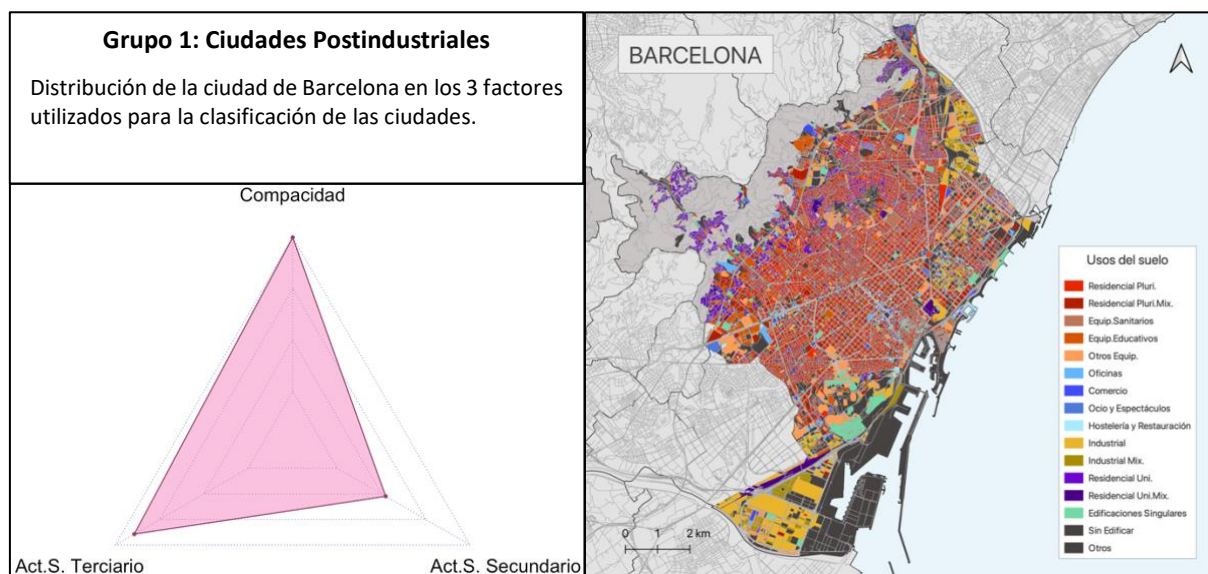


Figura 6. Composición del suelo urbano de la ciudad de Barcelona y su distribución en los factores extraídos durante el estudio.

El segundo y tercer grupo se caracterizaban por ser ciudades con una alta ocupación de actividades del sector secundario y terciario, presentando puntuaciones altas en los factores asociados a estas actividades, y diferenciándose entre sí por la mayor o menor presencia de usos asociados a una ciudad compacta. En base a esto, el segundo grupo quedó caracterizado como **“ciudades de alta actividad económica y dispersas”**, debido a la baja presencia de residencias plurifamiliares en estas, mientras al tercer grupo se le denominó **“ciudades de alta actividad económica y compactas”**, debido a la mayor presencia de los usos asociados a la compactidad de las ciudades. Las figuras 7 y 8 presentan las ciudades de Alcalá de Henares y Santander, como ejemplos de estos grupos.

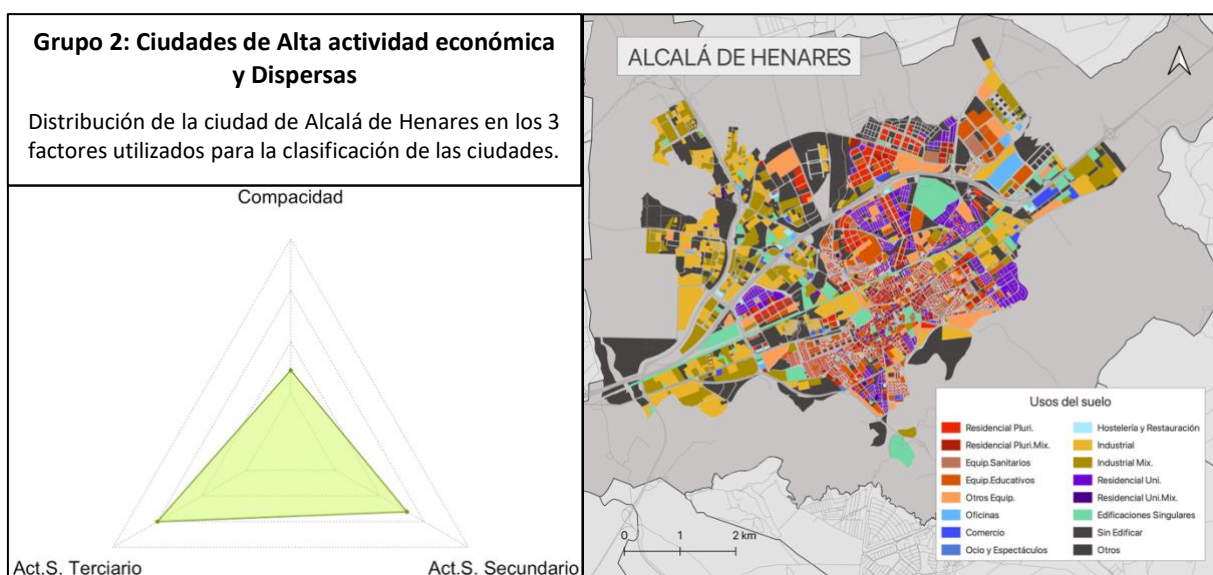


Figura 7. Composición del suelo urbano de la ciudad de Alcalá de Henares y su distribución en los factores extraídos durante el estudio.

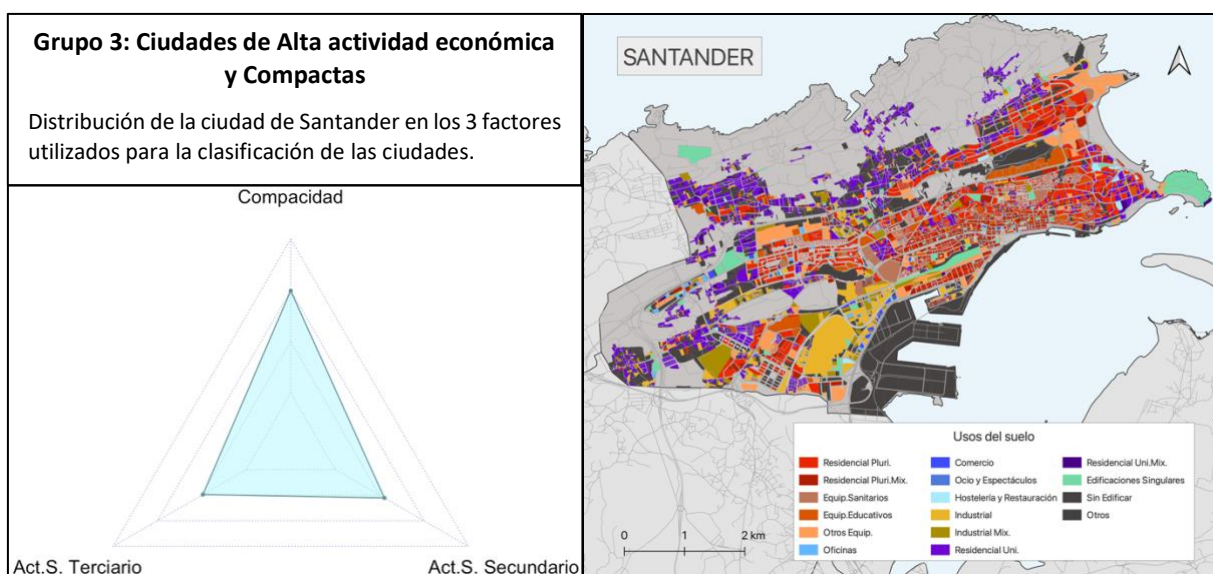


Figura 8. Composición del suelo urbano de la ciudad de Santander y su distribución en los factores extraídos durante el estudio.

El cuarto grupo quedó caracterizado como **“ciudades equilibradas”**, al presentar valores más balanceados en los tres factores. Se trata en general de ciudades que no conforman espacios metropolitanos, por un único municipio aglutina las diferentes funciones, encontrando como ejemplo característico la ciudad de A Coruña (Figura 9).

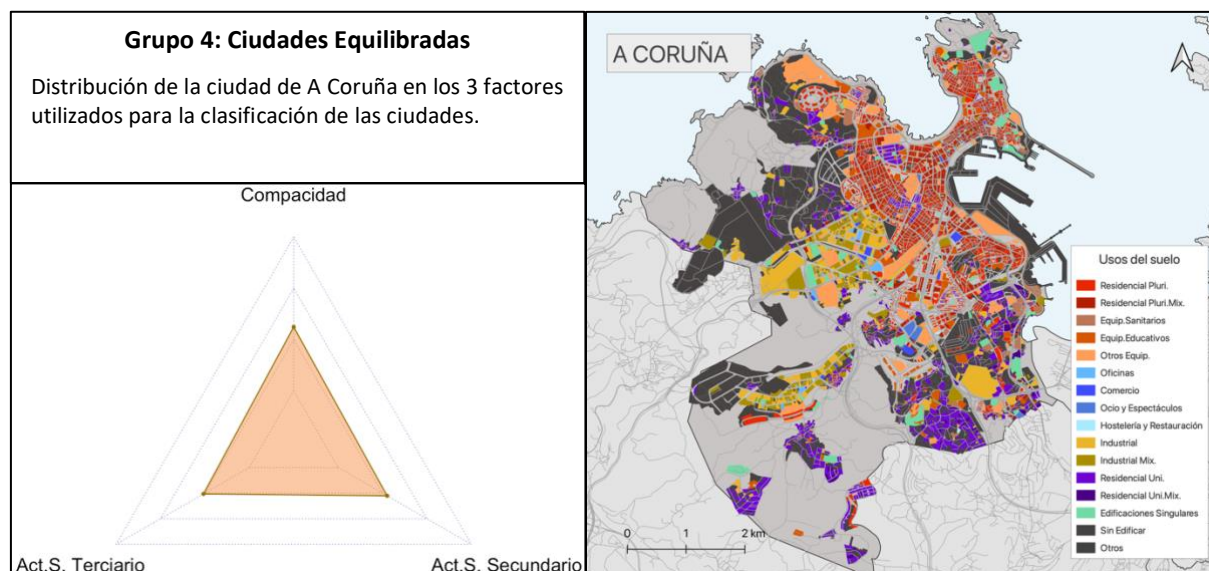


Figura 9. Composición del suelo urbano de la ciudad de A Coruña y su distribución en los factores extraídos durante el estudio.

El quinto y último grupo corresponde a **“ciudades de menor desarrollo económico”**, presentando los valores más bajos en todos los factores. Su presencia en este grupo puede deberse a dos casuísticas: ciudades más dependientes del sector primario, como puede ser las ciudades de Murcia o Badajoz, o ciudades con una alta presencia de residencias unifamiliares, como pueden ser las ciudades de Marbella (Figura 10) o Dos Hermanas, en algunos casos como consecuencia de una especialización residencial como parte de áreas metropolitanas.

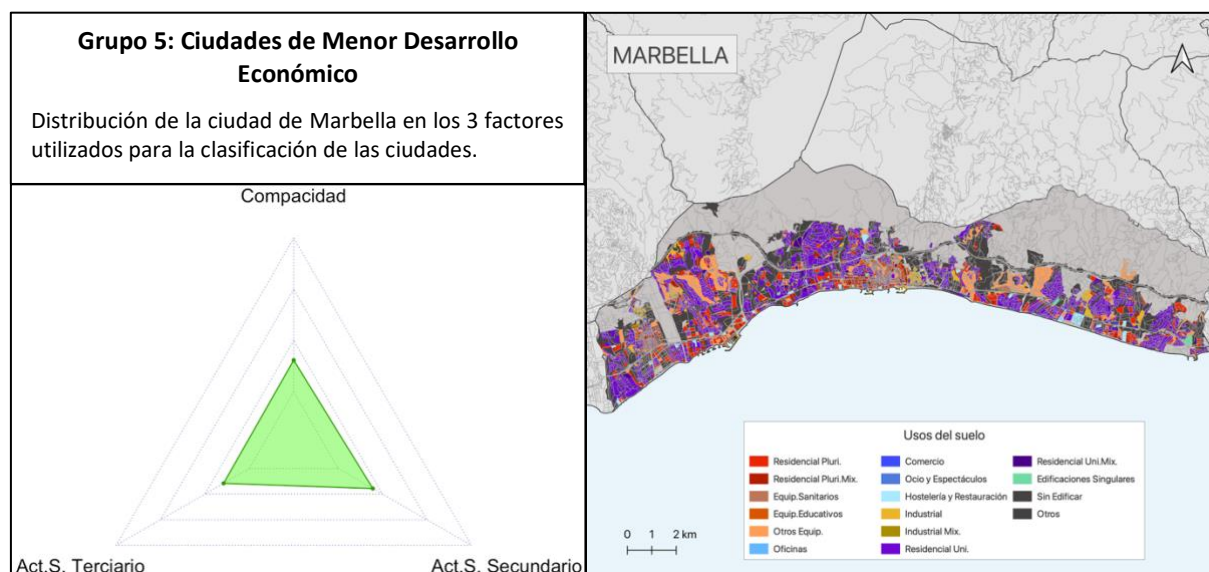


Figura 10. Composición del suelo urbano de la ciudad de Marbella y su distribución en los factores extraídos durante el estudio.

La tabla 7 resume las características principales de cada uno de los grupos formados así como su promedio de ocupación de los distintos factores, y ejemplos característicos de cada uno de ellos

Tabla 7. Resumen de las características principales de cada uno de los grupos

Tipología	Ejemplo	Estadístico	Factores			Caracterización
			Compacidad	Act. Sector terciario	Act. Sector secundario	
Postindustriales	Barcelona, Madrid	Media	23,35	2,21	5,88	Ciudades compactas de economías terciarias
		DS	1,75	0,61	2,23	
Alta Act.Económica y dispersas	Guadalajara, Fuenlabrada	Media	8,01	1,47	11,87	Ciudades dispersas con fuerte presencia de actividades del sector secundario y terciario.
		DS	1,54	0,46	5,49	
Alta Act.Económica y compactas	Badalona, León	Media	16,05	1,03	9,40	Ciudades compactas con fuerte presencia de actividades del sector secundario y terciario
		DS	2,50	0,41	4,49	
Equilibradas	Zaragoza, A Coruña	Media	10,83	0,85	9,81	Ciudades balanceadas, generalmente aisladas en las que no existe una compartición de funciones
		DS	1,70	0,28	3,75	
Menor desarrollo	Murcia, Marbella	Media	6,56	0,56	6,45	Ciudades muy dispersas con poca presencia de usos asociados a actividades del sector secundario y terciario
		DS	1,62	0,17	2,64	

4. DISCUSIÓN

El presente estudio constituye un novedoso trabajo de clasificación de ciudades a partir del uso del suelo urbano a nivel de parcela, utilizando para ello las herramientas de clasificación de usos del suelo para parcelas del complemento de QGIS Clasificador Catastral (*cadastral classifier*). Esta clasificación se ha realizado por medio de técnicas multivariantes, un análisis factorial para la reducción de variables y el análisis de conglomerados para el agrupamiento de las observaciones. A través del análisis factorial se identificaron 3 factores, en los que participaron 8 de las 14 categorías de uso de suelo, que explicaban el 34% de la varianza. Los factores fueron interpretados como “usos asociados a la ciudad compacta”, “usos asociados al sector terciario” y “usos asociados al sector secundario”. En base a los resultados del análisis factorial, se pudo determinar que los usos del suelo que más determinan la variabilidad de las ciudades son los usos Residenciales Plurifamiliares, Equipamientos Sanitarios, Ocio y espectáculos, Comercio, Oficinas e Industriales.

De los factores identificados se pudo extraer información sobre el nivel de desarrollo de la actividad económica de las distintas ciudades (usos del suelo asociados al sector secundario y terciario) y, adicionalmente, se pudo extraer información de la estructura espacial de las mismas (a partir del factor de compacidad), como refleja [Schwartz et al. \(2010\)](#) al relacionar la abundancia de residencias plurifamiliares con la estructura compacta de las ciudades. Estos factores muestran un elemento diferenciador respecto a otros estudios; en concreto, aquellos que utilizan variables sociodemográficas (e.j. ocupación y empleo) para caracterizar la función económica de las ciudades ([Freestone et al., 2003](#)), así como aquellos que contemplan el análisis de la forma urbana a través de métricas del paisaje ([Pascual-Rosa et al., 2019](#); [Schwarz et al., 2010](#); [Aguilera-Benavente et al., 2014](#)).

En lo relativo a los resultados del análisis de conglomerados, el primer grupo identificado fue caracterizado como ciudades postindustriales al observarse que eran ciudades históricas, de gran importancia económica y densamente pobladas, cuya industria se ha deslocalizado a ciudades periféricas. Este hecho puede ser observado al analizar algunas de las ciudades de los grupos de alta actividad económica y poco compactas, en la que encontramos varias ciudades del corredor del Henares que forman parte del área metropolitana de Madrid. Un estudio de similares características realizado por [Frenkel \(2004\)](#) corrobora esta hipótesis, al distinguir los usos asociados a una ciudad compacta (residencias y servicios) de los usos

industriales, asociados a una mayor dispersión y menor presencia de áreas residenciales. Respecto al grupo formado por ciudades de alta actividad económica y compactas, encontramos un grupo más heterogéneo. Este grupo incluye a ciudades periféricas del área metropolitana de Barcelona (L'Hospitalet de Llobregat y Badalona), en los que la mayor presencia de usos asociados a una ciudad compacta puede deberse a la mayor compacidad de este área metropolitana ([Goerlich et al., 2017](#)), así como ciudades aisladas que reflejan el comportamiento de las ciudades compactas, pero cuyos usos industriales no se han deslocalizado, como puede ser la ciudad de León. Esto es extensible a las ciudades equilibradas, grupo compuesto generalmente por ciudades del interior, cuyo aislamiento y falta de integración en áreas metropolitanas evita una distribución de funciones. El quinto y último grupo quedó caracterizado como ciudades de menor desarrollo económico, aunque también cabe destacar que la presencia de una ciudad en este grupo puede ser debida a que exista una mayor prevalencia de residencias unifamiliares que en el resto de los grupos.

La varianza explicada por los factores extraídos durante el análisis factorial (34%) no fue del todo satisfactoria. Considerando que el análisis factorial está basado en la correlación entre las variables ([Cudeck, 2000](#)), no es sorprendente que la varianza explicada por el modelo fuera baja. En este sentido, y en lo que respecta a los datos de partida, se estableció como criterio de inclusión de las ciudades a las capitales de provincia y aquellas con más de 100,000 habitantes, dando lugar a 70 observaciones (tras el descarte de los valores atípicos), lo que podría estar comprometiendo el resultado del análisis al tratarse de un escaso número de observaciones ([Lindgard y Rowlinson, 2006](#)). Otro aspecto por considerar es la unidad de análisis utilizada, esto es, el municipio. Los municipios corresponden a un límite administrativo arbitrario, que puede enmascarar la composición real de usos del suelo que tiene lugar en el conjunto de las áreas metropolitanas, al no considerar las sinergias que se crean entre el principal núcleo del área metropolitana y su periferia, dificultando su comparación ([Taubenböck, 2020](#)). A este respecto, otros estudios se han decantado por el uso de áreas metropolitanas como unidad de análisis ([Pascual-Rosa et al., 2019](#)). Por otro lado, otros estudios similares en los que se comparaban ciudades en base a su composición de usos del suelo han podido explicar poca varianza entre ellas ([Salvati y Carlucci, 2015](#)), por lo que es también posible que esta sea una limitación propia de las variables utilizadas.

Futuros estudios podrían tener en cuenta estas consideraciones, así como la inclusión de otro tipo de variables: socioeconómicas y espaciales, para mejorar la extracción de factores complejos que describan el comportamiento multidimensional de las ciudades.

5. CONCLUSIÓN

Esta investigación clasificó las ciudades españolas (capitales de provincia y ciudades de más de 100.000 habitantes) a partir de su composición de usos del suelo urbano, obtenida por medio del nuevo complemento de QGIS Clasificador Catastral. Esta clasificación representa uno de los pocos estudios realizados para clasificar ciudades a partir de datos de uso del suelo urbano. Los métodos multivariantes aplicados en este trabajo permitieron agrupar en 5 grupos un total de 70 ciudades españolas de más de 100.000 habitantes a partir de su composición de usos de suelo. El conjunto original de 14 categorías de uso del suelo fue reducido a tres factores que dieron cuenta de la función económica, pero también de la estructura espacial de las ciudades. Los cinco grupos identificados contribuyen a construir una tipología de ciudades en España que permite identificar distintos grados de especialización en función de sus actividades económicas y estructura espacial, apoyando de esta manera los futuros procesos de planificación y desarrollo de asentamientos urbanos.

BIBLIOGRAFÍA

- Aguilera-Benavente, F., Botequilha-Leitão, A., & Díaz-Varela, E. (2014). Detecting multi-scale urban growth patterns and processes in the Algarve region (Southern Portugal). *Applied Geography*, 53, 234-245. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2014.06.019>
- Anderson, J. R., Hardy, E. E., Roach, J. T., & Witmer, R. E. (1976). A Land Use and Land Cover Classification System for Use with Remote Sensor Data. Geological Survey.
- Beer, A., & Maude, A. (1995). Regional cities in the Australian urban system, 1961-1991. *Urban Policy and Research*, 13(3), 135-148. <https://doi.org/10.1080/08111149508551648>
- Bhuvandas, N., Vallabhbhai, S., & Aggarwal, V. (2012). Impacts of urbanisation on environment Analysis of trend of Extreme Daily Temperature of Abu Dhabi city, UAE View project. <https://www.researchgate.net/publication/265216682>
- Bishara, A. J., & Hittner, J. B. (2015). Reducing bias and error in the correlation coefficient due to nonnormality. *Educational and Psychological Measurement*, 75(5), 785–804. <https://doi.org/10.1177/0013164414557639>.
- Brown, T. A. (2015). *Confirmatory factor analysis for applied research* (2nd ed.). Guilford.
- Cadenasso, M. L., Pickett, S. T., & Schwarz, K. (2007). Spatial heterogeneity in urban ecosystems: Reconceptualizing land cover and a framework for classification. *Front Ecol Environ*, 5(2), 80-88.
- Cebrián-Abellán, F., González-González, M. J., & Vallejo-Pascual, M. E. (2021). Typology of medium-sized cities in Spain using PCA (Principal component analysis). *Sustainability (Switzerland)*, 13(5), 1-21. <https://doi.org/10.3390/su13052456>
- Cudeck, R. (2000). Exploratory factor analysis. In H. E. A. Tinsley & S. D. Brown (Eds.), *Handbook of applied multivariate statistics and mathematical modeling* (pp. 265–296). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-012691360-6/50011-2>
- Curran, P. J., West, S. G., & Finch, J. F. (1996). The robustness of test statistics to nonnormality and specification error in confirmatory factor analysis. *Psychological Methods*, 1(1), 16–29. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.1.1.16>.
- De la Fuente Fernández, S. (2011). *Análisis factorial*. Universidad Autónoma de Madrid, 1-34.
- DGC. (2022). Sede Electrónica del Catastro. Dirección General Del Catastro. <http://www.sedecatastro.gob.es/>

- DiStefano, C., Zhu, M., & Mindrila, D. (2009). Understanding and using factor scores: Considerations for the applied researcher. *Practical Assessment, Research & Evaluation*, 14(20), 1–11. <https://doi.org/10.7275/da8t-4g52>.
- Freestone, R., Murphy, P., & Jenner, A. (2003). THE FUNCTIONS OF AUSTRALIAN TOWNS, REVISITED. *En Tijdschrift voor Economische en Sociale Geografie-2003* (Vol. 94, Número 2, pp. 188-204).
- Frenkel, A. (2004). Land-Use Patterns in the Classification of Cities: The Israeli Case. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 31(5), 711-730. <https://doi.org/10.1068/b3066>
- Goerlich, G., Cantarino, I. & Eric Gielen (2017): Clustering cities through urban metrics analysis, *Journal of Urban Design*, DOI: 10.1080/13574809.2017.1305882
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *MULTIVARIATE DATA ANALYSIS EIGHTH EDITION*. www.cengage.com/highered
- Harris, C. D. (1943). A Functional Classification of Cities in the United States. *Geographical Review*, 33(1), 86-99.
- Huang, J., Lu, X. X., & Sellers, J. M. (2007). A global comparative analysis of urban form: Applying spatial metrics and remote sensing. *Landscape and Urban Planning*, 82(4), 184-197. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2007.02.010>
- Kwan, M.-P., Chai, Y., & Tana. (2014). Reflections on the similarities and differences between Chinese and US cities. *Asian Geographer*, 31(2), 167-174. <https://doi.org/10.1080/10225706.2014.950484>
- Lindgard, H., & Rowlinson, S. (2006). Sample size in factor analysis: Why size matters. <https://www.researchgate.net/publication/238622991>
- Liu, Z., He, C., Zhou, Y., & Wu, J. (2014). How much of the world's land has been urbanized, really? A hierarchical framework for avoiding confusion. *Landscape Ecology*, 29(5), 763-771. <https://doi.org/10.1007/s10980-014-0034-y>
- Martín-Jiménez, J. M. y Rodríguez-Espinosa, V. M. (2022). Sistematización de la información de Catastro utilizando PostgreSQL-PostGIS. Aplicación al análisis de usos del suelo urbano en Alcalá de Henares, España. *Estudios Geográficos*, 83(292). <https://doi.org/10.3989/estgeogr.2022106.106>

- Murphy, P. (2021). Clustering data in R. Published online at rpubs.com. Retrieved from: 'https://rpubs.com/pjmurphy/599072' [Online Resource]
- Murtagh, F., & Legendre, P. (2011). Ward's Hierarchical Clustering Method: Clustering Criterion and Agglomerative Algorithm. <https://doi.org/10.1007/s00357-014-9161-z>
- Murtagh, F., Legendre, P. Ward's Hierarchical Agglomerative Clustering Method: Which Algorithms Implement Ward's Criterion?. *J Classif* 31, 274–295 (2014). <https://doi.org/10.1007/s00357-014-9161-z>
- Mvududu, N. H., & Sink, C. A. (2013). Factor Analysis in Counseling Research and Practice. *Counseling Outcome Research and Evaluation*, 4(2), 75-98. <https://doi.org/10.1177/2150137813494766>
- Nelson, H. J. (1955). A Service Classification of American Cities. *Economic Geography*, 31(3), 189-210.
- Norman, G. R., & Streiner, D. L. (2014). *BIostatistics. The Bare Essentials*.
- Pascual-Rosa, V. P., Aguilera-Benavente, F., & García, M. J. S. (2019). Clasificación y análisis de los procesos de cambio en la forma urbana de las áreas metropolitanas españolas: Aplicación de métricas espaciales. *Estudios Geográficos*, 80(286), 006. <https://doi.org/10.3989/estgeogr.201926.006>
- Radwann, T. M., Blackburn, G. A., Whyatt, J. D., & Atkinson, P. M. (2021). Global land trajectories and transitions. *Nature, Sci Rep*, 11(12814). <https://doi.org/10.1038/s41598-021-92256-2>
- Ritchie, H. and Roser, M. (2018) - "Urbanization". Published online at OurWorldInData.org. Retrieved from: 'https://ourworldindata.org/urbanization' [Online Resource]
- Salvati, L., & Carlucci, M. (2015). Land-use structure, urban growth, and periurban landscape: A multivariate classification of the European cities. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 42(5), 801-829. <https://doi.org/10.1068/b120059p>
- Shurupov, N., Molinero-Parejo, R., Rodriguez-Espinosa, V. M. y Aguilera-Benavente, F. (2022). Clasificador Catastral: complemento de QGIS para la clasificación de los usos del suelo urbano a nivel de parcela. En Revisión
- Schwarz, N. (2010). Urban form revisited-Selecting indicators for characterising European cities. *Landscape and Urban Planning*, 96(1), 29-47. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2010.01.007>

- Song, X.-P., Hansen, M. C., Stehman, S. V., Potapov, P. V., Tyukavina, A., Vermote, E. F., & Townshend, J. R. (2018). Global land change from 1982 to 2016. *Nature*, 560, 639-643.
- Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (2019). *Using multivariate statistics* (7th ed.). Pearson.
- Taubenböck, H., Debray, H., Qiu, C., Schmitt, M., Wang, Y., & Zhu, X. X. (2020). Seven city types representing morphologic configurations of cities across the globe. *Cities*, 105. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2020.102814>
- Turner, M. G. (1990). Spatial and temporal analysis of landscape patterns. *Landscape Ecology*, 4(1), 21-30.
- Vlahov, D., & Galea, S. (2002). Urbanization, Urbanicity, and Health. *Journal of Urban Health: Bulletin of the New York Academy of Medicine*, 79(4).
- Watkins, M. W. (2021). *A Step-by-Step Guide to Exploratory Factor Analysis with R and RStudio*. In *A Step-by-Step Guide to Exploratory Factor Analysis with R and RStudio*. Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781003120001>

ANEXO I: ANÁLISIS EXPLORATORIO DE LOS DATOS

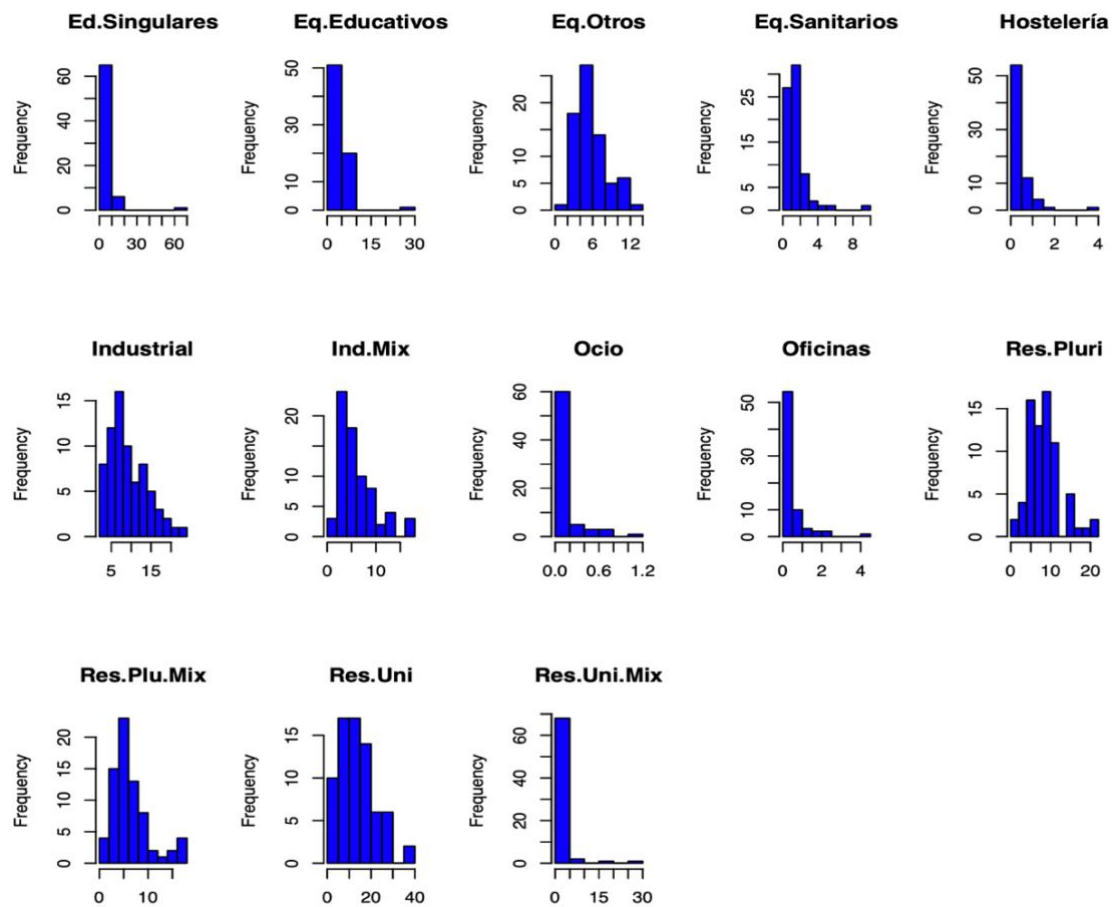


Figura A. Anexo I. Histogramas de las variables utilizadas en el estudio.

Tabla A. Anexo I. Resultados de las pruebas de normalidad.

Uso	Pruebas		
	Shapiro	Simetría	Curtosis
Comercio	1.7E-10	3.2	15.8
Edificaciones Singulares	3.3E-15	5.9	41.0
Equipamientos Educativos	1.1E-12	4.6	28.2
Otros Equipamientos	3.8E-03	0.8	0.1
Equipamientos Sanitarios	1.3E-11	3.5	16.6
Hostelería y Restauración	1.1E-12	4.0	21.1
Industrial	3.9E-03	0.7	-0.1
Industrial Mixto	5.9E-06	1.2	1.1
Ocio	1.8E-12	2.9	9.1
Oficinas	1.3E-12	3.3	13.3
Residencial Plurifamiliar	5.2E-04	1.0	1.2
Residencial Plurifamiliar Mixto	1.5E-06	1.3	1.2
Residencial Unifamiliar	7.8E-03	0.7	0.2
Residencial Unifamiliar Mixto	1.5E-15	4.9	25.8

ANEXO II: ANÁLISIS FACTORIAL

Tabla B. Anexo II. Resultados del análisis factorial con extracción de 4 factores.

	Factor 1	Factor 2	Factor 3	Factor 4	Comunalidad
% Varianza	0,16	0,12	0,08	0,05	
Comercio	0,08	0,72	0,07	-0,03	0.527
Ed. Singulares	-0,03	-0,08	0,10	-0,11	0.052
Eq. Educativos	0,28	0,01	0,18	0,06	0.111
Eq. Otros	0,35	0,36	0,09	0,07	0.384
Eq. Sanitarios	0,50	-0,03	0,02	-0,10	0.231
Hostelería	0,23	-0,13	-0,34	0,00	0.139
Industrial	-0,18	-0,13	0,39	-0,06	0.303
Indust. Mixto	0,22	-0,01	0,60	0,06	0.372
Ocio	0,00	0,42	-0,11	0,04	0.233
Oficinas	-0,12	0,93	0,07	-0,22	0.660
Residencial Plur.	0,90	0,10	-0,25	-0,53	0.996
Res. Plur. Mixto	0,79	-0,02	0,02	0,24	0.744
Residencial Unif.	-0,37	0,07	-0,60	0,05	0.482
Res. Unif. Mixto	-0,10	-0,11	0,00	0,72	0.467

Tabla C. Anexo II. Resultados del análisis factorial con extracción de 2 factores.

	Factor 1	Factor 2	Comunalidad
% Varianza	0,17	0,11	
Comercio	0,62	0,09	0,408
Ed. Singulares	-0,21	0,07	0,044
Eq. Educativos	0,08	0,31	0,106
Eq. Otros	0,51	0,29	0,379
Eq. Sanitarios	0,23	0,39	0,222
Hostelería	0,24	-0,04	0,059
Industrial	-0,51	0,12	0,266
Indust. Mixto	-0,24	0,49	0,274
Ocio	0,47	-0,10	0,224
Oficinas	0,57	0,00	0,320
Residencial Plur.	0,54	0,48	0,582
Res. Plur. Mixto	0,51	0,49	0,554
Residencial Unif.	0,28	-0,66	0,483
Res. Unif. Mixto	0,08	-0,15	0,026