

Señales de gentrificación a través de la Inteligencia Artificial:

IDENTIFICACIÓN MEDIANTE EL CENSO DE VIVIENDA

SIGNS OF GENTRIFICATION USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE:
 identification through the Dwelling Census

SINAIS DE GENTRIFICAÇÃO ATRAVÉS DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL:
 identificação através do recenseamento habitacional

Recibido: 31 de enero 2018
Aprobado: 08 de marzo 2018
<https://doi.org/10.15446/bitacora.v28n2.70145>

Francisco Javier Abarca-Álvarez
 Arquitecto
 Universidad de Granada
 fcoabarca@ugr.es

Francisco Sergio Campos-Sánchez
 Arquitecto
 Universidad de Granada
 scampos@ugr.es

Rafael Reinoso-Bellido
 Arquitecto
 Universidad de Granada
 rafaelreinoso@ugr.es

Resumen

La gentrificación no siempre es detectada a tiempo por la sociedad, la política y la planificación para llevar a cabo intervenciones que mitiguen sus efectos adversos. Sus implicaciones son tan importantes en la fisonomía social de las ciudades que será relevante toda herramienta que permita pronosticar o evidenciar cualquier tipo de señal de la gentrificación. En este artículo se presenta una investigación que evalúa la viabilidad de la detección de ámbitos vinculados a procesos de gentrificación, incipientes o asentados, mediante el uso de fuentes de información comunes en las ciudades como los censos de viviendas. Para ello, se propone el uso de metodologías de extracción de información basadas en técnicas de minería de datos procedentes de las ciencias de la Inteligencia Artificial, aplicadas en un territorio complejo y extenso: la costa mediterránea peninsular española. Los resultados permiten identificar un perfil urbano que incluye todas las barriadas a las que el estado del arte atribuye gentrificación, obteniéndose que la proporción de viviendas en alquiler es una señal relevante de esta. Se concluye que la metodología propuesta es útil para evidenciar territorios con señales similares a los entornos urbanos con gentrificación, permitiendo la detección temprana de procesos semejantes en otros ámbitos.

Palabras clave: perfil urbano, red neuronal artificial, mapa autoorganizado, predicción, gentrificación.

Abstract

Gentrification is not always detected by society, policy and planning in time to interpret its dynamics and implement interventions that mitigate its adverse effects. Its implications are so important in the social physiognomy of cities, that any tool that can predict or evidence any kind of sign of gentrification will be relevant. The research seeks to assess the feasibility of detecting areas linked to gentrification processes, incipient or settled, by using common sources of information in cities, such as the housing census. To this end, we propose the use of information extraction methodologies based on data mining techniques from Artificial Intelligence sciences. The methodology is evaluated experimentally in a complex and extensive territory, the Mediterranean coast of the Spanish peninsula. The results make it possible to identify an urban profile that includes all the neighbourhoods, to which the state of the art attributes gentrification, resulting in the proportion of rented dwellings that are essential for this purpose. It is concluded that the proposed methodology is useful to evidence territories with similar signs to urban environments with gentrification, allowing the early detection of similar processes in other areas.

Keywords: urban profile, artificial neural network, self-organizing map, forecast, gentrification.

Resumo

A gentrificação nem sempre é detetada a tempo pela sociedade, a política e o planeamento para levar a cabo intervenções que mitiguem os seus efeitos adversos. As suas implicações são tão importantes na fisionomia social das cidades, que será relevante qualquer ferramenta que permita pronosticar ou evidenciar qualquer tipo de sinal da gentrificação. Neste artigo apresenta-se uma investigação que avalia a viabilidade da deteção de âmbitos vinculados a processos de gentrificação, incipientes ou consolidados, através da utilização de fontes de informação comuns nas cidades, como os recenseamentos habitacionais. Para isto, propõe-se a utilização de metodologias de extração de informação baseadas em técnicas de mineração de dados da Inteligência Artificial, aplicadas a um território complexo e extenso: a costa mediterrânea peninsular espanhola. Os resultados permitem identificar um perfil urbano que inclui todos os bairros a que os conhecimentos atuais atribuem gentrificação, demonstrando-se que a proporção de casas para alugar é um sinal relevante de gentrificação. Conclui-se que a metodologia proposta é útil para evidenciar territórios com sinais semelhantes aos dos ambientes urbanos com gentrificação, permitindo a deteção precoce de processos semelhantes noutros ámbitos.

Palavras-chave: perfil urbano, rede neuronal artificial, mapa auto-organizado, previsão, gentrificação

Introducción

El concepto de gentrificación ha tenido desde la década de 1970 una gran repercusión en la literatura científica anglosajona, extendiéndose a otros países de europeos y del resto del mundo, sin alcanzar la misma repercusión en España hasta años más recientes (Duque Calvache, 2010a). Sin embargo, algunos autores alertan sobre los riesgos que conlleva importar de forma no crítica un concepto con una afección cultural tan marcada y sin reflexionar sobre las peculiaridades locales (Duque Calvache, 2010a; Janoschka, Sequera y Salinas, 2014; Villanueva Roldán, 2017). El concepto ha evolucionado desde que Ruth Glass (1964) acuñó el término de *gentrification*. Hoy, se considera la gentrificación como un proceso en el que la población con menor perfil económico es forzada a desplazarse, siendo sustituida por una con mayores ingresos y con mayor capital cultural (Lees, Slater y Wylie, 2008). Para estos autores existen tres líneas de nueva significación en el concepto de gentrificación: i) gentrificación desarrollada en espacios vacíos o sin uso residencial, ii) super-gentrificación, entendida como la expulsión de las clases medias que habían transformado y expulsado tejidos ya renovados, y iii) gentrificación de los ámbitos rurales.

Si bien, la definición anterior no señala una delimitación espacial expresa, los estudios espaciales y los culturales son extremadamente relevantes para la comprensión de la problemática. En este sentido, los matices culturales del mundo anglosajón –con enfoques netamente economicistas–, se acentúan cuando incorporamos el papel del espacio público –tan relevante en el mundo “latino”–, el derecho a la vivienda y a la ciudad, o cuando hacemos visible el papel de las clases “creativas” en la “lucha” contra la gentrificación (Janoschka, Sequera y Salinas, 2014), evidenciándose una conexión cultural entre el fenómeno en Latinoamérica y España.

Algunos autores afirman que la gentrificación en ciertas ciudades de América Latina, aunque vinculadas frecuentemente a las áreas centrales de las ciudades, se localiza habitualmente en zonas ya consolidadas, hoy periferia de la ciudad (Villanueva Roldán, 2017). Sin embargo, esta dinámica en los centros históricos se debe más a su “turistificación” y a las políticas urbanas de los gobiernos locales, que a las acciones de los individuos gentrificadores (Hiernaux y González, 2014), a diferencia de lo que ocurre en la vertiente anglosajona (Villanueva Roldán, 2017).

En ocasiones, en los centros urbanos se experimentan procesos complejos motivados por los conflictos de intereses entre los distintos agentes sociales sobre una misma área y la superposición en el espacio de inmigrantes –procedentes, en su mayoría, de países poco desarrollados o en vías de desarrollo– con gentrificadores –personas de clases altas atraídos por la centralidad a viviendas rehabilitadas o revitalizadas en un proceso de gentrificación (Sargatal, 2001)–.

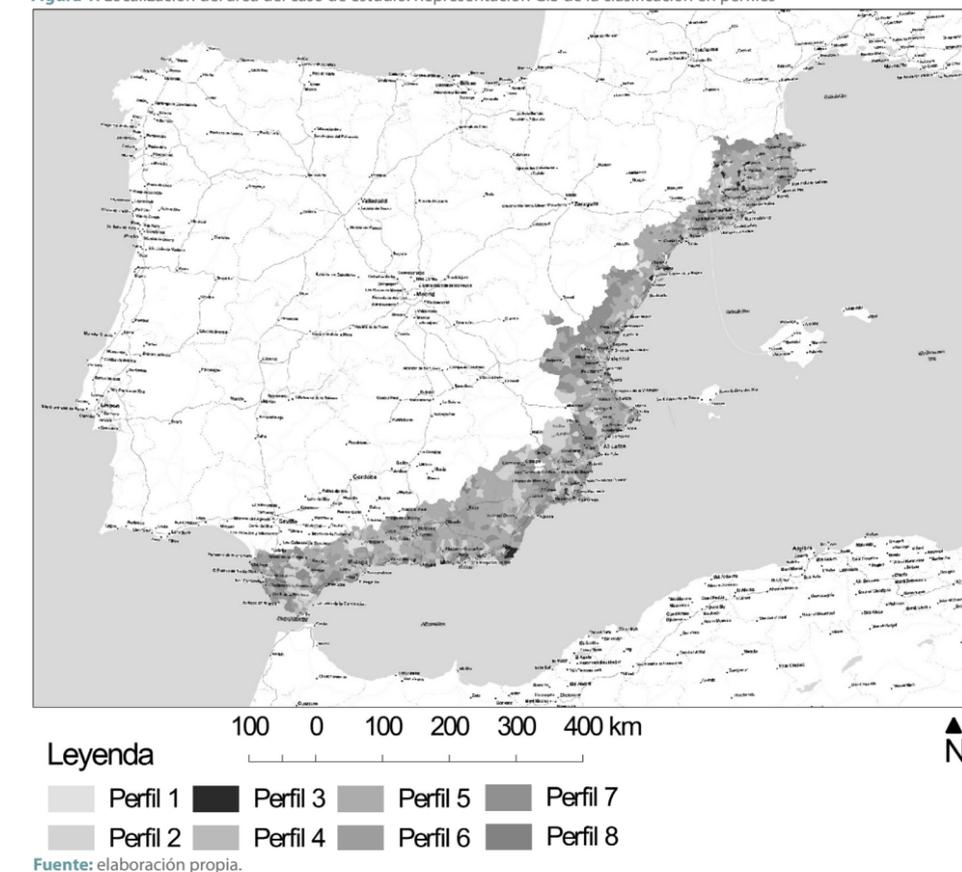
Además del estudio espacial, es relevante reflexionar sobre los perfiles poblacionales o clases sociales vinculadas a la gentrificación. Allí podemos encontrar numerosos agentes, desde el “antiguo vecino” que se convierte en “exiliado” al ser sustituido, en una primera fase, por “artistas” que incrementan el capital cultural. Posteriormente, por los llamados “pioneros” o “gentrificadores de primera ola”, que tienen una vinculación romántica y nostálgica con el lugar, para finalizar con los “gentrificadores de segunda ola”, caracterizados por un descenso de su capital cultural (Duque Calvache, 2010b). Actualmente se está dando un cuarto tipo de gentrificación, este a corto plazo, generado por las redes sociales de alquiler turístico (Yrigoy, 2017), lo cual dificulta el acceso a la vivienda en alquiler no turístico.

También será útil diferenciar entre el agente gentrificador que “produce” la gentrificación y los gentrificadores que la “consumen”. Los primeros, reparan las viviendas y generan un nuevo modo de vida en el barrio, mientras que los segundos, compran o alquilan

una vivienda, sumándose al estilo de vida de los anteriores. Por otro lado, los consumidores de gentrificación, ante la depreciación de su estilo de vida por sobreabundancia y carencia de innovación, complementan su identidad con tendencias globales de élite (Rofe, 2003), generalmente vinculadas a fenómenos igualmente consumistas. En ocasiones, los perfiles humanos son muy complejos y podrían parecer contradictorios: a los “gentrificadores clásicos”, interesados en las ventajas de la centralidad, la vida urbana, entre otros, se contraponen los “gentrificadores suburbanitas”, interesados en la tranquilidad y el carácter menos urbano de ámbitos urbanos gentrificados (Duque Calvache, 2010b).

Si bien los estudios que conceptualizan la gentrificación son abundantes, los que tienen por objeto cuantificar sus expresiones y desarrollar tipologías de los espacios transformados son muy escasos (Danai y Marcou, 2015). La investigación que se presenta aquí no pretende medir o evaluar la gentrificación, ni establecer una batería de indicadores que la definan, como han pretendido algunas pesquisas (Galster y Peacock, 1986; Danai y Marcou, 2015). El objetivo es verificar si es posible detectar territorios en los que se observen procesos incipientes o asentados de gentrificación a partir del análisis de un censo de población y vivienda. Para ello, se toma como caso de estudio y experimentación la costa mediterránea peninsular española, un territorio complejo y extenso, en el que se encuentran numerosos ejemplos de gentrificación debido a sus cualidades sociogeográficas (véase Figura 1).

Figura 1. Localización del área del caso de estudio. Representación GIS de la clasificación en perfiles



Francisco Javier Abarca-Álvarez

Dr. Arquitecto. Experto Universitario en Métodos Avanzados de Estadística Aplicada. Profesor del Departamento de Urbanística y Ordenación del Territorio de la Universidad de Granada con docencia de Urbanismo en la ETSA y en el Máster Oficial Universitario en Urbanismo de la Universidad de Granada. Entre sus líneas de investigación se destacan los estudios sobre sostenibilidad, densidad y forma urbana; modelos semánticos sobre territorio y ciudad basados en inteligencia artificial; el código urbanístico como patrimonio urbano; y tecnologías de aprendizaje colaborativo en entornos educativos formales e informales.

Francisco Sergio Campos-Sánchez

Dr. Arquitecto. Profesor Ayudante Doctor. Líneas de docencia e investigación: ciudades medias, sostenibilidad, morfología urbana y proximidad. Publicaciones en revistas indexadas y ponencias en congresos, ámbitos nacional e internacional. Estancias como investigador invitado en Estocolmo, Delft, Oporto, Nápoles, Roma y Barcelona. Ha dirigido proyectos de investigación sobre temas de paisaje y movilidad metropolitana, y proyectos de innovación docente sobre tecnologías de aprendizaje colaborativo orientados a la docencia. Investigador colaborador en proyecto de investigación sobre sostenibilidad en ámbitos urbanos de escala intermedia.

Rafael Reinoso-Bellido

Arquitecto (Sevilla 1988), Doctor (Granada 2002). Profesor Titular de Urbanismo de UGR. Trabajos: Colonia de Santa Inés, protocolo de actuación para la peatonalización de la Carretera de Cádiz en Málaga o Primer Premio del concurso de ideas para el borde urbano del Pasillo Ferroviario de Cádiz. Publicaciones: “Topografías del Paraíso. La construcción de la ciudad de Málaga entre 1897 y 1959” (2005), “Las Casas Baratas de Málaga. 1911-1936” (2010) y “Arquitectura y Urbanismo de la Primera mitad del siglo XX” (2011). Premio Málaga de Arquitectura 2003, 2005 y 2011.

Metodología

La metodología se enmarca en el sistema de apoyo a las decisiones (*decision support system*, DSS), entendido como un vehículo eficaz para la incorporación e integración de realidades y problemas complejos, y para el apoyo de determinadas decisiones (Keen, 1987). Con la reciente eclosión de nuevas técnicas como el *machine learning* y otras no tan nuevas como las redes neuronales artificiales, se está propiciando un cambio ligero en el paradigma de los DSS, orientándose a la comprensión de la realidad, la detección de sus problemas, y la formulación de nuevas hipótesis no solo para su verificación. En ese marco, se considera que existen cinco tipos de DSS: (i) orientados a la comunicación, (ii) orientado a los datos, (iii) orientados a los documentos, (iv) orientados al conocimiento y (v) orientados a los modelos (Power, Sharda y Burstein, 2015).

Nuestra investigación se enfoca en el quinto tipo de DSS, orientado al modelo y, para ello, se utiliza un procedimiento de dos partes (Silver, 2008): en la primera, se obtiene conocimiento por medio de la identificación y caracterización de perfiles, y en la segunda se crea un modelo para obtener reglas generales a partir de la clasificación inicial que puedan ser usadas en múltiples ámbitos por medio de las técnicas de *machine learning* o aprendizaje automático.

Información, funciones de procesado y conjuntos de datos

Los datos utilizados en la investigación proceden en su totalidad del Censo de Población y Viviendas de 2011 (Instituto Nacional de Estadística, 2011), los cuales han sido limpiados y agrupados en indicadores que resumen de forma objetiva y compacta las cualidades residenciales principales. Para realizar tal tarea, la mayor parte de los indicadores originales basados en frecuencias absolutas se han transformado en frecuencias relativas o ratios. Asimismo, se han creado nuevos indicadores sintéticos a partir de los indicadores originales, como se detalla a continuación.

- **Instancias.** La unidad de territorio sobre la que se obtienen los datos es la Sección Censal. Se incorporan en el análisis de la investigación la totalidad de las 12.305 secciones censales de todas las provincias de la península española con costa al Mar Mediterráneo (Cádiz, Málaga, Granada, Almería, Murcia, Alicante, Valencia, Castellón, Tarragona, Barcelona y Girona). No se ha realizado ningún muestreo, manejándose la totalidad de la población y residencia del Censo.
- **Atributos.** Se han usado 24 variables para identificar un perfil de los territorios con cualidades similares a las barriadas con gentrificación (fases iniciales de clasificación y creación de conocimiento), entre las que podemos destacar las dimensiones de intensidad de uso (11 variables), conexión o filiación personal con los inmuebles (8 variables), tamaño de la vivienda (4 variables) y una de carácter general. Posteriormente, se han comparado los perfiles con 63 atributos demográficos, entre ellos, indicadores de carácter general, etario, lugar de nacimiento, nacionalidad, estado civil y nivel educativo.

Creación del modelo y representaciones visuales

Se sigue la metodología basada en la secuencia de dos modelos (Abarca-Álvarez, Campos-Sánchez y Reinoso-Bellido, 2017) que se dividen en cuatro fases.

Fase 1: clasificación en perfiles. Para la clasificación de las secciones censales se usa un *self-organizing maps* (SOM), una técnica propuesta por Teuvo Kohonen (Kohonen, 1990; Ritter y Kohonen, 1989) para hacer minería de datos a partir de una red neuronal artificial (*artificial neural network*, ANN). Esta permite visualizar la información de manera clara y ordenada, así como clasificar y etiquetar los sujetos de estudio en clases, sin que sea necesario un etiquetado o entrenamiento previo. Los SOM permiten simplificar una enorme complejidad de datos (Spielman y Thill, 2008) que se usan habitualmente para la reducción, clasificación (Hamaina, Leduc y Moreau, 2012) y etiquetado de entidades (Salah, Trinder, y Shaker, 2009). La elección del número de perfiles resultantes depende del investigador y de su interpretación.

Fase 2: generación de conocimiento. Para facilitar la obtención de conocimiento de los perfiles obtenidos en la fase anterior se caracteriza cada uno mediante indicadores descriptivos como la media, la desviación estándar, el máximo y el mínimo (Faggiano, et al., 2010) para conseguir dos resultados adicionales, i) el factor o variable que es más importante para el efecto y ii) el valor de tal factor (Wu & Hsiao, 2015). Para completar el conocimiento de cada perfil residencial creado se integra la información demográfica de los residentes de cada sección censal, cotejándose la significación estadística de tal pertenencia con relación a la globalidad. Para el análisis de los perfiles, además de la información estadística que los define, son valiosos los SOM monovariantes, que son los mapas en los que se muestra los valores que alcanzan cada unidad de estudio con relación a una variable. Para cumplir con las recomendaciones de la American Statistical Association sobre la relevancia de la significación estadística en las investigaciones (Wasserstein y Lazar, 2016), se calcula el tamaño del efecto (TE) de cada variable y perfil, además de la significación estadística mediante la Prueba T-Student bilateral (p -valor ≤ 0.05).

Fase 3: selección de perfiles con gentrificación. Se evalúa la correspondencia entre los perfiles creados y una selección de barrios a los que el estado del arte atribuye gentrificación. Se evaluará la coherencia de los perfiles “gentrificadores” con el conocimiento obtenido en la fase anterior. La selección de barrios del ámbito de estudio se realiza mediante una revisión bibliográfica de las principales bases de datos internacionales.

Fase 4: construcción de un modelo predictivo de los perfiles con gentrificación. Se pretende elaborar un modelo que permita explicar y predecir la pertenencia a los perfiles seleccionados en la fase anterior y que, por lo tanto, presentan unos valores de los atributos semejantes a los casos de estudio con gentrificación. El término “predicción” es propio de las *Data Sciences* y no presupone un determinismo entre la presencia de unos valores de las variables, y un efecto social o realidad tan compleja como la gentrificación. Para tal fin, se usará la técnica de *machine learning* llamada árbol de decisión condicional (Strasser y Weber, 1999). Esta técnica se

orienta a la creación de un modelo basado en reglas, permitiendo una interpretación sencilla de los resultados. Los árboles de decisión y las técnicas de clasificación mediante el uso de mapas SOM han sido implementados anteriormente, por ejemplo, en el análisis de censos facilitando la selección de atributos relevantes (Shanmuganathan y Li, 2016).

(primera sección de la Tabla 1), basados en el Censo de Población y Viviendas de 2011 de España. Se nombran de forma específica los indicadores que han sido transformados con el sufijo “r” si son ratios, “f” si son sintéticos, y “x” si son de nueva formulación a partir de los indicadores originales. Tras el proceso de cálculo de la red neuronal, se obtiene la cartografía de perfiles SOM y los mapas SOM temáticos o monovariantes (Figura 2). En nuestro caso de estudio, se ha determinado que el número de ocho perfiles es el adecuado para integrar información comprensible e interpretable en la siguiente Fase. Como los datos clasificados (secciones censales) tienen propiedades espaciales únicas, es posible representar los resultados mediante sistemas de información geográfica, GIS (Tabla 1 y Figura 3).

3. Resultados

En la Fase 1, clasificación en perfiles, se usan como fuente de conocimiento de la red neuronal los 24 indicadores residenciales

Tabla 1. Variables de la dimensión residencial y demográfica de la muestra completa y del perfil 3.

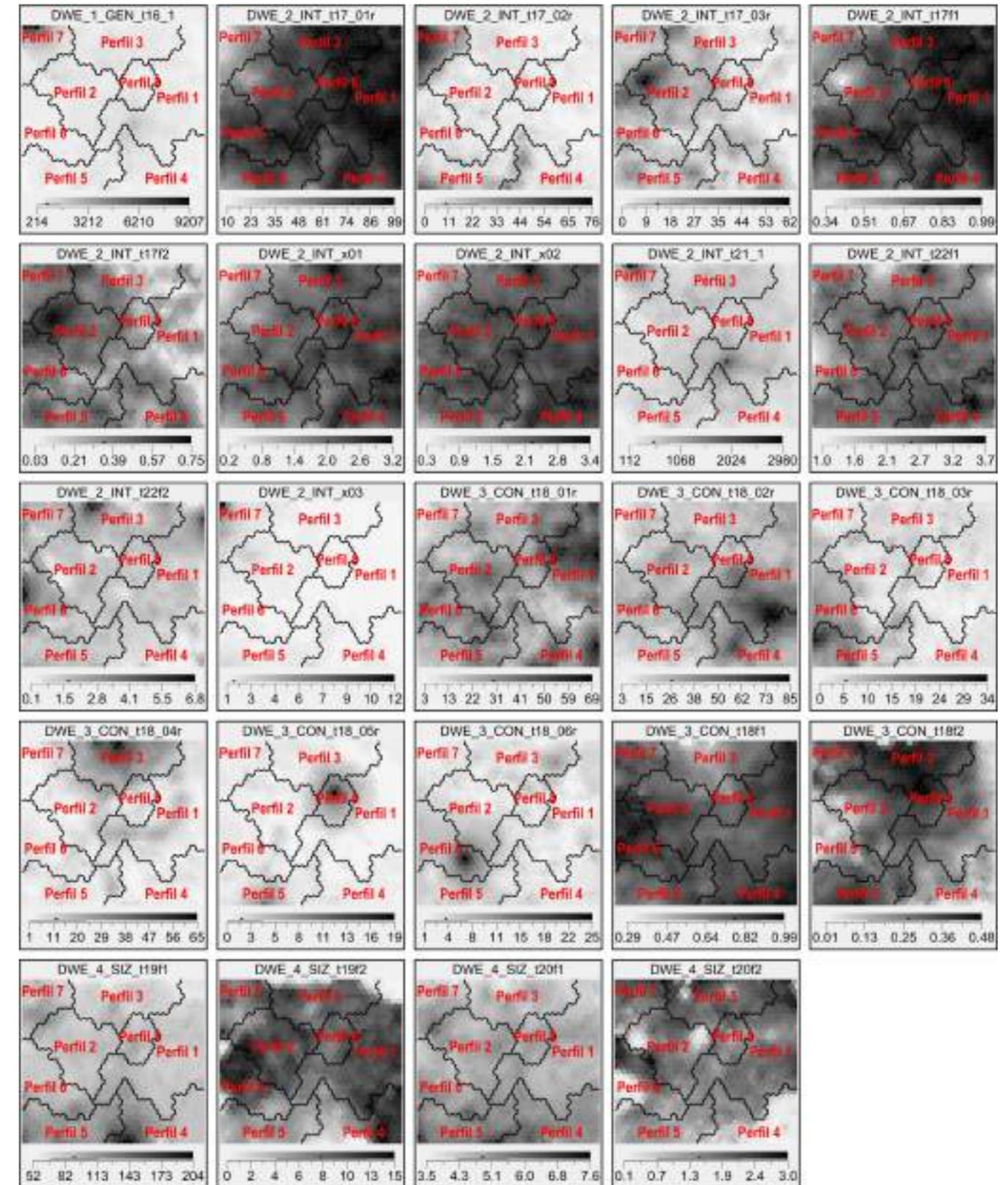
	Código	Descripción	Muestra completa		Perfil 3					
			N=12305	100,00%	n=1718		13,96%			
			Media	(DT)	Media	(DT)	t	conf	TE	
Dimensión residencial	Intensidad de uso	DWE_2_INT_t17_01r	Viviendas Principales (%)	76,66	18,03	84,08	12,90	23,85	***	+
		DWE_2_INT_t17_02r	Viviendas Secundarias (%)	10,25	14,84	4,79	6,43	35,13	***	-
		DWE_2_INT_t17f1	Índice teórico de ocupación de las viviendas, media (1-0.5-0)	0,82	0,13	0,86	0,11	17,12	***	+
		DWE_2_INT_t17f2	Índice teórico de ocupación de las viviendas, desviación típica (1-0.5-0)	0,34	0,16	0,30	0,18	10,89	***	-
		DWE_2_INT_t21_1	Total Hogares	563,60	287,90	641,20	205,00	15,69	***	+
		DWE_2_INT_t22f1	Media de personas por hogar	2,52	0,47	2,32	0,46	17,72	***	-
		DWE_2_INT_t22f2	Desviación típica de personas por hogar	1,65	0,97	2,07	1,03	16,64	***	+
		DWE_2_INT_x03	Viviendas por cada hogar	1,46	0,89	1,23	0,24	39,87	***	-
	Conexión o filiación personal con los inmuebles	DWE_3_CON_t18_02r	Viviendas en propiedad, por compra, con pagos pendientes (%)	27,26	15,05	20,43	8,49	31,79	***	-
		DWE_3_CON_t18_03r	Viviendas en propiedad, por herencia o donación (%)	5,47	5,78	4,15	3,48	14,02	***	-
		DWE_3_CON_t18_04r	Viviendas en alquiler (%)	11,68	11,16	28,39	11,62	59,54	***	+++
		DWE_3_CON_t18f1	Índice teórico de filiación con la vivienda, media (1-0.75-0.5-0.25-0)	0,77	0,12	0,62	0,11	54,65	***	---
	Tamaño de la vivienda	DWE_3_CON_t18f2	Índice teórico de filiación con la vivienda, desviación típica (1-0.75-0.5-0.25-0)	0,26	0,12	0,39	0,08	65,86	***	+++
		DWE_4_SIZ_t19f1	Superficie media de las viviendas	90,80	22,19	75,68	14,53	42,88	***	--
DWE_4_SIZ_t20f1		Media de habitaciones por vivienda	4,92	0,62	4,45	0,49	39,52	***	--	
DWE_4_SIZ_t20f2		Desviación típica de las habitaciones por vivienda	1,44	0,78	1,92	0,67	29,61	***	++	
Dimensión demográfica	Edad	POP_2_AGE_t03f	Edad media de la población	42,17	4,95	43,22	4,04	10,71	***	+
		POP_2_AGE_t07f2	Edad media de mujeres	43,25	5,67	44,76	4,80	13,04	***	+
	Origen	POP_3_ORI_t04_01r	Personas que han nacido en España (%)	87,10	12,30	79,18	13,78	23,82	***	--
		POP_3_ORI_t04_04r	Personas que han nacido en África (%)	2,95	6,73	4,55	8,66	6,53	***	+
		POP_3_ORI_t04_05r	Personas que han nacido en América Central, del Sur o Caribe (%)	5,75	7,64	11,16	9,72	20,78	***	++
		POP_3_ORI_t04_06r	Personas que han nacido en América del Norte (%)	0,19	0,85	0,43	1,43	5,84	***	+
POP_3_ORI_t04_07r	Personas que han nacido en Asia (%)	0,64	2,99	1,96	5,95	7,70	***	+		

Código	Descripción	Muestra completa		Perfil 3					
		N=12305	100,00%	n=1718		13,96%			
		Media	(DT)	Media	(DT)	t	conf	TE	
POP_4_NAT_to5_01r	Personas de nacionalidad española que han nacido en España (%)	85,89	13,47	77,15	15,11	23,97	***	--	
POP_4_NAT_to5_02r	Personas de nacionalidad extranjera que han nacido en España (%)	1,95	3,59	5,75	6,00	7,81	***	+++	
POP_4_NAT_to5_04r	Personas de nacionalidad extranjera nacidos en otro estado de la UE (%)	8,94	10,77	11,29	10,26	3,90	***	+	
POP_4_NAT_to5_06r	Personas de nac. extranjera nacidos en país europeo no miembro UE (%)	1,08	3,26	3,49	7,05	3,55	***	++	
POP_4_NAT_to5_07r	Personas de nacionalidad española que han nacido en África (%)	0,32	0,98	0,86	1,95	2,70	**	++	
POP_4_NAT_to5_08r	Personas de nacionalidad extranjera que han nacido en África (%)	6,26	10,38	15,01	12,96	10,86	***	+++	
POP_4_NAT_to5_09r	Personas de nac. española nacidos en América Central, del Sur o Caribe (%)	1,12	2,36	3,71	3,58	9,83	***	+++	
POP_4_NAT_to5_10r	Personas de nac. extranjera nacidos en América Central, del Sur o Caribe (%)	8,51	8,84	14,35	9,45	17,30	***	++	
POP_4_NAT_to5_13r	Personas de nacionalidad española que han nacido en Asia (%)	0,08	0,34	0,38	1,16	2,51	*	+++	
POP_4_NAT_to5_14r	Personas de nacionalidad extranjera que han nacido en Asia (%)	1,25	5,23	9,09	12,98	7,32	***	+++	
POP_4_NAT_to6_01r	Personas de nacionalidad española (%)	87,78	13,09	79,75	14,84	22,44	***	--	
POP_4_NAT_to6_02r	Personas de nacionalidad extranjera (%)	12,23	13,09	20,26	14,84	22,44	***	++	
POP_4_NAT_to8_01r	Hombres con nacionalidad española (%)	43,09	7,79	37,86	8,15	26,63	***	--	
POP_4_NAT_to8_02r	Hombres con nacionalidad extranjera (%)	6,41	7,65	10,70	9,24	19,24	***	++	
POP_4_NAT_to8_03r	Mujeres con nacionalidad española (%)	44,69	7,82	41,89	8,87	13,09	***	-	
POP_4_NAT_to8_04r	Mujeres con nacionalidad extranjera (%)	5,81	6,25	9,56	7,02	22,16	***	++	
POP_4_NAT_to9f1	Edad media de la población con nacionalidad española	42,92	5,28	45,25	4,43	21,66	***	+	
POP_5_MAR_t10_01r	Personas con estado civil soltero (%)	42,97	6,90	45,96	7,54	16,45	***	+	
POP_5_MAR_t10_02r	Personas con estado civil casado (%)	45,55	7,48	40,60	7,73	26,56	***	--	
POP_5_MAR_t10_03r	Personas con estado civil separado (%)	1,61	1,70	1,98	1,83	8,51	***	+	
POP_5_MAR_t10_04r	Personas con estado civil divorciado (%)	3,44	2,54	4,17	2,63	11,38	***	+	
POP_5_MAR_t10_05r	Personas con estado civil viudo (%)	6,44	3,65	7,33	3,45	10,58	***	+	
POP_5_MAR_t11f1	Edad media de las personas con estado civil soltero	29,00	5,15	30,95	4,84	16,68	***	+	
POP_6_EDU_t12_02r	Personas sin estudios (%)	8,55	6,00	7,13	5,05	11,59	***	-	
POP_6_EDU_t12_05r	Personas con estudios de tercer grado (%)	15,14	11,17	20,56	13,36	16,74	***	+	
POP_6_EDU_t12_06r	Personas sin información sobre su nivel de estudios (menores de 16 años) (%)	16,21	6,15	14,64	5,82	11,13	***	-	
POP_6_EDU_t12f1	Media del nivel de estudios (0-3)	1,83	0,28	1,93	0,29	13,90	***	+	
POP_6_EDU_t13f1	Media del nivel de estudios en hombres (0-3)	1,89	0,30	2,00	0,31	14,73	***	+	
POP_6_EDU_t13f3	Media del nivel de estudios en mujeres (0-3)	1,83	0,31	1,91	0,31	10,94	***	+	
POP_6_EDU_t14f1	Media del nivel de estudios personas de nacionalidad española (0-3)	1,83	0,30	1,93	0,30	13,54	***	+	
POP_6_EDU_t15f1	Media del nivel de estudios personas entre 16 (incluido) y 64 (incluido) años (0-3)	2,04	0,27	2,14	0,29	15,19	***	+	
POP_6_EDU_t15f3	Media del nivel de estudios personas con más de 64 años (0-3)	1,14	0,50	1,32	0,47	14,69	***	+	

Fuente: elaboración propia a partir de Instituto Nacional de Estadística (2011).

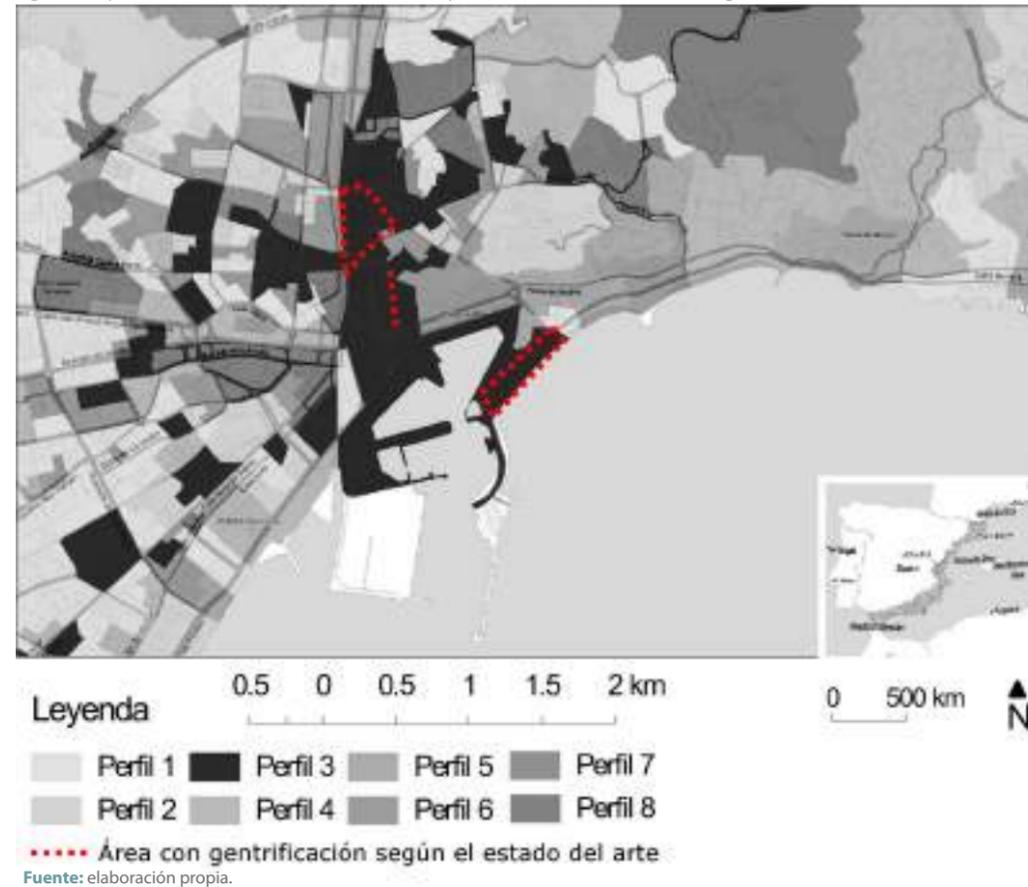
Nota. Se muestran únicamente las variables que en el perfil 3 resultan estadísticamente significativas y con tamaño del efecto superior a 0.2 (TE bajo).

Figura 2. Cartografías de Mapas temáticos o monovariantes SOM con la clasificación en 8 perfiles



Fuente: elaboración propia.

Figura 3. Representación GIS de la clasificación SOM de 8 perfiles del área de la ciudad de Málaga



En la Fase 2 se genera conocimiento mediante la interpretación de los mapas SOM temáticos y la obtención de valores estadísticos como la media, la desviación estándar, el máximo y el mínimo generales, y para cada perfil, los resultados de la prueba T-Student bilateral, significación estadística (p-valor) y el Tamaño del Efecto (TE), información relevante del efecto que tiene cada una de las variables en la definición y singularidad del perfil. La significación estadística y el TE se obtienen al comparar los datos de cada perfil con los de la totalidad de la muestra de estudio (Cohen, 1998). El TE se evalúa para cada atributo/variable que interviene en la construcción del perfil, obteniéndose de carácter positivo: +++ TE grande, ++ TE medio, + TE bajo, y con carácter negativo: - TE bajo, -- TE medio, --- TE grande. En la segunda sección de la Tabla 1 se muestran los resultados de la clasificación del Perfil 3 que, como se verá más adelante, es el que contiene los barrios de referencia con gentrificación. El conocimiento se completa realizando los mismos análisis estadísticos para las variables demográficas, lo que permite estudiar la relación entre cada perfil y los indicadores.

A continuación, se presentan las conclusiones de cada perfil a partir del analizar el p-value y el TE de la Tabla 1. Se detalla el Perfil 3 por sus cualidades vinculadas a la gentrificación.

Perfil 1. Se trata de un modelo de ciudad intensamente ocupada como vivienda principal, densa, con viviendas pequeñas y con

población joven. Existe un bajo número de unidades familiares, probablemente porque suelen requerir espacio en la vivienda.

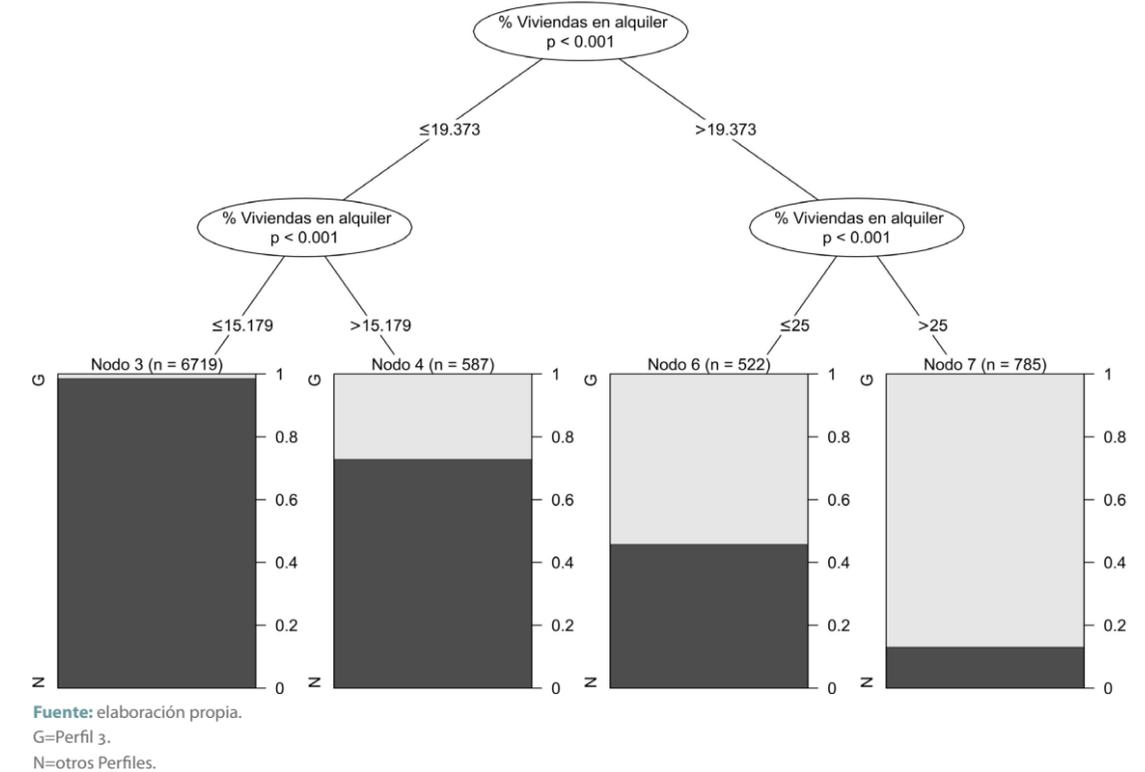
Perfil 2. Se trata de un modelo urbano con problemas o dificultades evidenciados por su escasez de residentes y gran número de viviendas vacías.

Perfil 3. Se detecta una presencia importante de residencias de alquiler con un reducido número de personas por vivienda, una presencia relevante de población de origen extranjero, asentada a lo largo de sus años de trabajo; una población con una formación relativamente alta, datos que evidencian un menor número de matrimonios que la media. Cabe destacar que se trata de un perfil de morador que pudiera haber desplazado a otros residentes autóctonos y familias de tamaño medio-grande, relegados por la obsolescencia funcional causada por la reducción paulatina del tamaño de las viviendas.

Perfil 4. Es un perfil residencial con viviendas de mayor tamaño que el anterior, ocupándose en gran medida por familias, españolas en su mayoría.

Perfil 5. En el perfil predominan las viviendas transmitidas de generación en generación, de tamaño elevado, mostrándose con frecuencia como segunda vivienda o quedando obsoleta y vacía.

Figura 4. Árbol de decisión para la clasificación y diferenciación entre perfiles



Perfil 6. Se observa una residencia frecuentemente vacía, en la que se intuye su obsolescencia que, en ocasiones, es ocupada inmigrantes de África y Centroamérica. La población tiene un bajo nivel educativo, envejecida y con un reducido número de ocupantes en las viviendas.

Perfil 7. Se trata de un perfil eminentemente turístico de larga estancia, y que parece coincidir con una residencia estival y en ocasiones permanente.

Perfil 8. Se observa la presencia de barriadas de vivienda eminentemente social o de protección pública.

En la Fase 3, selección de perfiles con gentrificación, se comprueba que todas las áreas urbanas de referencia que presentan gentrificación se encuentran contenidas en el Perfil 3. Los barrios son: el Raval (Sargatal, 2001), la Ciutat Vella (Tapada-Berteli y Arbaci, 2011), Poblenou (Casellas, Dot Jutgla y Pallares-Barbera, 2008), La Barceloneta (Pareja Eastaway y Simó Solsona, 2014) y Sants en Barcelona. El Albaicín (Duque Calvache, 2010b) y Realejo en Granada. El Cabanyal en Valencia. La zona de Larios, La Goleta, La Malagueta o San Felipe Neri en Málaga (Figura 3). La zona de la Calle Plocia, Plaza Candelaria y Mercado Central en Cádiz.

Finalmente, en la Fase 4 se realiza un modelo predictivo de los perfiles, incorporando todos los indicadores residenciales y demográficos de las secciones censales, obteniéndose unas reglas que permiten comprender y predecir la pertenencia al Perfil 3, el cual contiene los barrios con gentrificación del estudio, identificados a partir de los valores de las variables. El

resultado obtenido, una vez refinado, permite obtener con gran precisión una predicción en torno a la variable "Porcentaje de viviendas en alquiler" (Figura 4). Este árbol de decisión se ha alcanzado mediante la "poda" de sus ramas y hojas. En general, los árboles de decisión tienen la cualidad de permitir obtener mayor precisión en la predicción si se conservan sucesivas ramas u hojas, aunque tiene la desventaja de que tiende a ser más difícil de interpretar. En nuestro caso se ha preferido optar por una precisión menor para favorecer la legibilidad y facilidad de interpretación del mismo.

La interpretación de los resultados obtenidos en el árbol de decisión (Figura 4) es la siguiente:

- Con más del 25% de viviendas en alquiler, la probabilidad de que la sección censal pertenezca al perfil con gentrificación (Perfil 3) es de aproximadamente el 87%. Se encuentran en esta situación 785 secciones censales (n=785).
- Si las viviendas en alquiler oscilan entre el 25% y el 19.3%, la probabilidad de pertenecer al perfil con gentrificación desciende al 54% (n=522) aproximadamente.
- Si las viviendas en alquiler oscilan entre el 19.3% y el 15.2%, la probabilidad de pertenecer al perfil con gentrificación desciende al 27% (n= 587) aproximadamente.
- Con menos de 15.2% de viviendas en alquiler, la probabilidad de pertenecer a un perfil con gentrificación desciende al 2% (n=6719) aproximadamente.

Discusión y conclusiones

La metodología utilizada, basada en un análisis SOM, ha permitido analizar y clasificar eficazmente conjuntos complejos de datos geográficos (Takatsuka, 2001) procedentes de un censo de población de libre acceso, siendo posible realizar sobre tales datos un análisis exploratorio (Spielman y Thill, 2008), en los que se ha manejado una cantidad importante de información (superior a 1.000.000 de datos únicos). Entre esta información se encuentran variables de muy diversa índole que van de lo residencial a lo demográfico.

El uso del análisis SOM ha permitido en determinados estudios interpretar encuestas con la intención de detectar perfiles gentrificadores y su realidad residencial en Milán (Diappi, Bolchi y Gaeta, 2013) o evaluar las transformaciones sociales de barriadas a lo largo del tiempo (Delmelle, 2017). El SOM se aplica en nuestra investigación para hacer más potentes, robustas y completas las clasificaciones descriptivas tradicionales (Hamaina, Leduc y Moreau, 2012) o comprender los patrones de distribución espacial (Faggiano, et al., 2010) que se dan en la zona de estudio, permitiendo explorar visualmente, validar y evaluar eficazmente (Abarca-Álvarez y Osuna-Pérez, 2013) la existencia de “regiones” diferenciadas. De este modo, ha sido posible constatar que, uno de los perfiles encontrados, el Perfil 3, engloba a todos los casos de estudio de barriadas con gentrificación, permitiendo inferir que este presenta ciertas cualidades que le son propias, al menos, en el ámbito de estudio de la investigación.

De este modo, se pueden inferir consideraciones espaciales a partir de los grupos taxonómicos hallados (Abarca-Álvarez, Campos-Sánchez y Osuna-Pérez, 2015; Faggiano, et al., 2010).

Al analizar los resultados propios del perfil con gentrificación, podemos descubrir unos valores residenciales que giran en torno a tipologías de dimensiones reducidas, con un perfil humano internacional o cosmopolita, y con inmigración. Por el efecto de la gentrificación, es probable que una parte del tejido social y residencial original haya sido desplazado a áreas periféricas, generando posibilidades de negocio inmobiliario de alquiler y turístico. Se observa en tal perfil lo que ya ha quedado descrito para Madrid (García Pérez, 2014), Barcelona y otras ciudades europeas. En ellas, inmigrantes varones jóvenes se instalan en los centros degradados de la urbe, como lugares que presentan habitualmente rentas bajas

y que permiten acceder por proximidad a trabajos informales, frecuentemente de baja cualificación y de forma ilegal, como puede ser la venta ambulante. Posteriormente, al mejorar su situación económica o llegar a formar familia, tienden a cambiar de zona residencial. Esta realidad coexiste con dinámicas más propiamente gentrificadoras en las que se remodelan edificios para venta o alquiler de grupos económicamente pudientes (Martínez Veiga, 1999).

Sin embargo, es necesario tener presentes ciertas precauciones y limitaciones en el uso de estas metodologías: i) el análisis de la población de una sección censal no es propiamente un análisis de la población, y debe extremarse la precaución y limitar la inferencia a la escala de la observación, no alcanzando directamente a los individuos (Spielman y Thill, 2008) y ii) la combinación del conocimiento experto con los resultados SOM requieren cierta creatividad (Kauko, 2005), no siendo en absoluto inmediatos ni obvios tal y como sería deseable.

Si bien es preciso contextualizar cada proceso de gentrificación (Villanueva Roldán, 2017), mediante la investigación aplicada al caso de estudio del mediterráneo peninsular español, se ha observado que la metodología expuesta ayuda a describir fenómenos demográficos complejos y de relevancia a partir de la realidad residencial, pudiendo ser útil para la planificación. Se puede concluir que existe una conexión entre la configuración residencial vinculada a la proporción de viviendas de alquiler y los fenómenos relacionados con la gentrificación en el territorio costero de estudio, aunque se debe ser cauteloso y evitar, *a priori*, el establecimiento de una relación causa-efecto entre tales fenómenos, que requerirían otras pruebas alejadas de los objetivos de esta investigación. Asimismo, se debe evitar considerar cualquier tipo de determinismo que lleve a considerar aceptable una simplificación de las variables complejas, específicas y locales que afectan a los procesos y dinámicas de gentrificación. Esta conclusión invita a que futuras investigaciones evalúen y comprueben tales resultados en otros territorios, o los cambios socioeconómicos a lo largo del tiempo (Delmelle, 2016). 

5. Agradecimientos

Esta investigación ha sido financiada parcialmente por el Plan Propio de Investigación 2016 de la Universidad de Granada “Proyectos de Investigación Precompetitivos” (PP2016-PIP09).

- ABARCA-ÁLVAREZ, F. J., CAMPOS-SÁNCHEZ, F. S. y OSUNA-PÉREZ, F. (2015). “Taxonomía de las inmigraciones turísticas de Andalucía basada en las cualidades de sus asentamientos urbanos”. En: *Migraciones contemporáneas, territorio y urbanismo*. Cartagena: Universidad Politécnica de Cartagena, pp. 301-315.
- ABARCA-ÁLVAREZ, F. J., CAMPOS-SÁNCHEZ, F. S. y REINOSO-BELLIDO, R. (2017). “Methodology of decision support through GIS and Artificial Intelligence: implementation for demographic characterization of Andalusia based on dwelling”. *Estoa*, 6 (11): 33-51. <http://doi.org/10.18537/est.v006.n011.a03>
- ABARCA-ÁLVAREZ, F. J., y OSUNA-PÉREZ, F. (2013). Cartografías semánticas mediante redes neuronales: los mapas auto-organizados (SOM) como representación de patrones y campos. *EGA. Revista de expresión gráfica arquitectónica*, 18(22). <http://doi.org/10.4995/ega.2013.1692>
- CASELLAS, A., DOT JUTGLA, E. y PALLARES-BARBERA, M. (2008). “Estrategia de regeneración urbana y procesos de gentrificación en el Distrito Tecnológico de Barcelona”. En J. M. Albertos, et al. (eds.), *Globalización económica: amenazas y oportunidades para los territorios*. Valencia: Nau Llibres, pp. 109-118. Consultado en: <http://doi.org/10.13140/2.1.3695.1841>
- COHEN, J. (1998). *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. Hillsdale: Erlbaum.
- DANAI, E. y MARCOU, B. (2015). “Cambios socioterritoriales e indicios de gentrificación”. *Academia XXII*, 6 (12): 47-59. Consultado en: <http://revistas.unam.mx/index.php/aca/article/view/51982>
- DELMELLE, E. C. (2016). “Mapping the DNA of urban neighborhoods: clustering longitudinal sequences of neighborhood socioeconomic change”. *Annals of the American Association of Geographers*, 106 (1): 36-56.
- DELMELLE, E. C. (2017). “Differentiating pathways of neighborhood change in 50 U.S. metropolitan areas”. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 49 (10): 2402-2424.
- DIAPPI, L., BOLCHI, P. y GAETA, L. (2013). “Gentrification without exclusion? A SOM neural network investigation on the Isola District in Milan”. En L. Diappi (ed.), *Emergent phenomena in housing markets. Gentrification, housing search, polarization*. Heidelberg: Physica.
- DUQUE CALVACHE, R. (2010a). “La difusión del concepto de gentrificación en España: reflexión teórica y debate terminológico”. *Biblio 3W*, XV (875). Consultado en: <http://www.ub.edu/geocrit/b3w-875.htm>
- DUQUE CALVACHE, R. (2010b). *Procesos de gentrificación de cascos antiguos en España: el Albaicín de Granada*. Granada: Universidad de Granada, tesis para optar al título de Doctor.
- FAGGIANO, L., et al. (2010). “Patterning ecological risk of pesticide contamination at the river basin scale”. *Science of the Total Environment*, 408 (11): 2319-2326.
- GALSTER, G. y PEACOCK, S. (1986). “Urban gentrification: evaluating alternative indicators”. *Social Indicators Research*, 18: 321-337.
- GARCÍA PÉREZ, E. (2014). “Gentrificación en Madrid: de la burbuja a la crisis”. *Revista de Geografía Norte Grande*, 58 (5-6): 71-91.
- GLASS, R. (1964). *London: aspects of change*. Londres: MacGibbon & Kee.
- HAMAINA, R., LEDUC, T. y MOREAU, G. (2012). “Towards urban fabrics characterization based on buildings footprints”. En J. Gensel, D. Josselin y D. Vandembroucke (eds.), *Bridging the Geographic Information Sciences. Lecture Notes in Geoinformation and Cartography*. Berlin, Heidelberg: Springer, pp. 231-248. Consultado en: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-29063-3_18
- HIERNAUX, D. y GONZÁLEZ, C. I. (2014). “Turismo y gentrificación: pistas teóricas sobre una articulación”. *Revista de Geografía Norte Grande*, 58. Consultado en: https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-3402201400020004&lng=en&nrm=iso&tlng=en
- INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICA. (2011). *Censo de Población y Vivienda*. Consultado en: <http://www.ine.es/censos2011/tablas/Inicio.do>
- JANOSCHKA, M., SEQUERA, J. y SALINAS, L. (2014). “Gentrification in Spain and Latin America - a critical dialogue”. *International Journal of Urban and Regional Research*, 34 (4): 1234-1265. Consultado en: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1111/1468-2427.12030>
- KAUKO, T. (2005). “Using the self-organising map to identify regularities across country-specific housing-market contexts”. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 32 (1): 89-110.
- KEEN, P. G. W. (1987). “Decision support systems: the next decade”. *Decision Support Systems*, 3 (3): 253-265.

Referencias

- KOHONEN, T. (1990). “The self-organizing map”. *Proceeding of the IEEE*, 78 (9): 1464-1480.
- LEES, L., SLATER, T. y WYLY, E. K. (2008). *Gentrification*. Nueva York: Routledge.
- MARTÍNEZ VEIGA, U. (1999). *Pobreza, segregación y exclusión espacial: la vivienda de los inmigrantes extranjeros en España*. Barcelona: Icaria.
- PAREJA EASTAWAY, M. y SIMÓ SOLSONA, M. (2014). “Dinámicas en el entorno construido: renovación, gentrificación y turismo. El caso de La Barceloneta”. *Architecture, City and Environment*, 9 (26): 201-222. Consultado en: <https://upcommons.upc.edu/bitstream/handle/2099/15490/3688-719-1-PB.pdf?sequence=2&isAllowed=y>
- POWER, D. J., SHARDA, R. y BURSTEIN, F. (2015). “Decision Support Systems”. En: C. L. Cooper (ed.), *Wiley Encyclopedia of Management*. Chichester: Wiley, pp. 1-4.
- RITTER, H. y KOHONEN, T. (1989). “Self-organizing semantic maps”. *Biological Cybernetics*, 61 (4): 241-254.
- ROFE, M. W. (2003). “«I want to be global»: theorising the gentrifying class as an emergent élite global community”. *Urban Studies*, 40 (12): 2511-2526.
- SALAH, M., TRINDER, J. y SHAKER, A. (2009). “Evaluation of the self-organizing map classifier for building detection from lidar data and multispectral aerial images”. *Journal of Spatial Science*, 54 (2): 15-34.
- SARGATAL, M. A. (2001). “Gentrificación e inmigración en los centros históricos: el caso del barrio del Raval en Barcelona”. *Scripta Nova*, 94 (66). Consultado en: <http://www.ub.edu/geocrit/sn-94-66.htm>
- SHANMUGANATHAN, S. y LI, Y. (2016). “An AI based approach to multiple census data analysis for feature selection”. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 31 (2): 859-872.
- SILVER, M. S. (2008). “On the design features of Decision Support Systems: the role of System Restrictiveness and Decisional Guidance”. En: F. Burstein y C. W. Holsapple (eds.), *Handbook on Decision Support Systems 2: variations*. Berlin, Heidelberg: Springer, Verlag, pp. 261-291.
- SPIELMAN, S. E. y THILL, J.-C. (2008). “Social area analysis, data mining, and GIS”. *Computers, Environment and Urban Systems*, 32 (2): 110-122.
- STRASSER, H. y WEBER, C. (1999). “On the asymptotic theory of permutation statistics”. *Mathematical Methods of Statistics*, 8, 220-250. Consultado en: <http://epub.wu.ac.at/102>

TAKATSUKA, M. (2001). "An application of the Self-Organizing Map and interactive 3-D visualization to geospatial data". Proceedings of the 6th International Conference on GeoComputation. Consultado en: <http://www.geog.leeds.ac.uk/groups/geocomp/2001/papers/takatsuka.pdf>

TAPADA-BERTELI, T. y ARBACI, S. (2011). "Proyectos de regeneración urbana en Barcelona contra la segregación socioespacial (1986-2009): ¿solución o mito?" *Architecture, City and Environment*, 17: 187-222.

VILLANUEVA ROLDÁN, A. O. (2017). "Gentrificación en centros históricos: una discusión conceptual". *Devenir*, 4 (7): 69-82. Consultado en: https://www.researchgate.net/publication/322706525_GENTRIFICACION_EN_CENTROS_HISTORICOS_UNA_DISCUSION_CONCEPTUAL

WASSERSTEIN, R. L. y LAZAR, N. A. (2016). "The ASA's statement on p-values: context, process, and purpose". *The American Statistician*, 70 (2): 129-133.

WU, P. K. y HSIAO, T. C. (2015). "Factor knowledge mining using the techniques of ai neural networks and self-organizing map". *International Journal of Distributed Sensor Networks*.

YRIGOI, I. (2017). "Airbnb en Menorca: ¿una nueva forma de gentrificación turística? Localización de la vivienda turística, agentes e impactos sobre el alquiler residencial". *Scripta Nova*, 21 (580). Consultado en: <http://revistes.ub.edu/index.php/ScriptaNova/article/view/18573>