

La distribución espacial de hogares perceptores de prestaciones económicas individualizadas: una comparación de casos

The spatial distribution of households
receiving individualized economic benefits: a case comparison

Alfonso Gallego Valadés 

alfonso.gallego@uv.es

Francisco Ródenas Rigla 

francisco.rodenas@uv.es

Jorge Garcés Ferrer 

jordi.garces@uv.es

*Polibienestar Research Institute
Universitat de València (España)*

Resumen

El análisis de las desigualdades socioespaciales ha constituido una línea de investigación destacada en el ámbito de las ciencias sociales. No obstante, la cuestión de la desigual proyección territorial de las políticas sociales en el interior de las ciudades ha recibido una menor atención académica. En este artículo se analizan, desde una perspectiva comparada, los patrones de distribución espacial de los hogares perceptores de Prestaciones Económicas Individualizadas (PEI) en dos municipios de la Comunidad Valenciana (España): Bétera y Torrent. Para ello, se implementan distintas técnicas de análisis de puntos espaciales y de Análisis

Exploratorio de Datos Espaciales (AEDE). Los resultados ponen de manifiesto que los hogares beneficiarios de PEI se concentran en mayor medida en las zonas urbanas más vulnerables. Los determinantes sociales y demográficos de estos patrones de distribución presentan ciertas diferencias entre municipios y podrían ejercer mayor influencia agregada en el municipio de mayor tamaño poblacional.

Palabras clave: Servicios Sociales; distribución espacial; vulnerabilidad urbana.

Abstract

The analysis of socio-spatial inequalities has been an outstanding line of research in the field of social sciences. However, the issue of unequal territorial projection of social policies within cities has received less academic attention. This article analyses, from a comparative perspective, the spatial distribution patterns of the households that received Individualized Economic Benefits (IEBs) in two municipalities of the Valencian Community (Spain): Bétera and Torrent. For this, different techniques of spatial point pattern analysis and Exploratory Spatial Data Analysis (ESDA) are implemented. The results show that IEBs beneficiary households are more concentrated in the most vulnerable urban areas. The social and demographic drivers of these distribution patterns present some differences between municipalities and could exert a greater aggregate influence in the municipality with the largest population size.

Key words: Social Services; spatial distribution; urban vulnerability.

1 Introducción

1.1 Las prestaciones económicas de Servicios Sociales como objeto de estudio

En España, los servicios sociales se encuentran altamente descentralizados hacia las Comunidades Autónomas y Entidades Locales. El Estado de las Autonomías ha impulsado la configuración de un sistema multinivel de protección social con responsabilidades diferenciadas en cuanto al diseño, financiación y gestión de las políticas. Las prestaciones de carácter asistencial se ubican en el mapa de recursos sociales de acuerdo a una jerarquía de niveles de protección que sigue como criterio fundamental la relación que los beneficiarios mantienen con el mercado de trabajo (Arriba & Pérez-Eransas, 2007), quedando fuera del esquema protector de “primer nivel”, es decir, de la Seguridad Social.

En el ámbito regional destacan las políticas de Rentas Mínimas de Inserción (RMI), definidas como prestaciones asistenciales dirigidas a asegurar ingresos mínimos a las personas

beneficiarias y condicionadas al compromiso de promover activamente su inserción sociolaboral. Las RMI han tenido un desarrollo desigual, heterogéneo y fragmentado entre las distintas Comunidades Autónomas (Arriba, 2009; Bendala, 2019; Bergantiños-Franco et al., 2017; Maíllo, 2013). Si bien en muchos casos han supuesto un alivio para las familias en situación de pobreza, resultan insuficientes para superar el umbral de pobreza (Bergantiños-Franco et al., 2017). Además, el hecho de que se orienten fundamentalmente hacia la inserción sociolaboral de las personas perceptoras y no hacia las situaciones de pobreza, ha implicado la desprotección de aquellos colectivos cuya situación de exclusión no hace viable su inserción en el mercado de trabajo (Arriba, 2009). Durante los años posteriores a la crisis de 2007, el aumento del desempleo de larga duración y la drástica caída de los ingresos en muchos hogares motivaron un notable incremento en el número de solicitudes de prestaciones de renta mínima y de ayudas de emergencia social (Aguilar-Hendrickson et al., 2012). En un contexto de restricción presupuestaria y control del gasto público, resultó complicado dar continuidad al período de flexibilidad protectora de carácter anticíclico que las políticas de rentas mínimas habían mostrado en los primeros años de crisis (Aguilar-Hendrickson & Arriba, 2019; Bergantiños-Franco et al., 2017; Maíllo, 2013). La insuficiencia de las RMI como mecanismo redistributivo ha conllevado efectos en distintos ámbitos de la red de prestaciones, como el uso de las prestaciones económicas de dependencia como rentas mínimas de inserción (Martínez-López et al., 2017) o el incremento de las Prestaciones Económicas Individualizadas (PEI) por parte de los municipios (Fustier-García, 2018).

Las PEI, objeto de este estudio, son prestaciones monetarias dirigidas a personas y núcleos familiares en grave situación de vulnerabilidad personal, social y económica, que no pueden solventar dicha situación de manera autónoma. Las PEI se incardinan en el ámbito de los servicios sociales y son una de las competencias de los municipios, aunque frecuentemente están sujetas a fórmulas de cofinanciación junto con otros niveles de la Administración (Virto et al., 2017).

Por último, la aprobación del ingreso mínimo vital en 2020 supuso la inclusión en este esquema multinivel de una prestación de carácter nacional dirigida a prevenir el riesgo de pobreza y exclusión social de las personas individuales o unidades de convivencia carentes de recursos económicos para cubrir sus necesidades básicas. Aunque integrado en la red protectora de la Seguridad Social, el ingreso mínimo vital se configura como una prestación de naturaleza y características similares al resto de prestaciones sociales basadas en transferencias económicas enmarcadas en el ámbito de los servicios sociales.

En el ámbito municipal, las PEI pueden responder a dos modalidades: ayudas de emergencia social y ayudas al desarrollo personal. Las primeras suelen ir destinadas a paliar situaciones de manifiesta vulnerabilidad socioeconómica, en las que resulta necesario afrontar gastos vinculados con la vivienda, con necesidades básicas o con otras eventualidades extraordinarias que pueden mermar considerablemente la autonomía socioeconómica de las personas implicadas. En algunos casos, la concesión lleva aparejada una serie de contraprestaciones por parte de la persona perceptora, tales como el compromiso de promover su inserción en el mercado laboral; por lo que, en la práctica, acaban teniendo un carácter supletorio con respecto a las RMI (Pacheco-Mangas & Hernández-Echegaray, 2016).

La segunda modalidad, además, presenta un componente de vulnerabilidad personal, ya que suele ir enfocada a cubrir costes relacionados con la asistencia en el desempeño de actividades cotidianas. Aunque ambas modalidades trazan dos perfiles distinguibles de población beneficiaria, existe un riesgo evidente de solapamiento en su utilización (Martínez-López et al., 2017).

En su función más básica, las prestaciones económicas se configuran como un instrumento redistributivo de intervención de los poderes públicos en situaciones de manifiesta vulnerabilidad socioeconómica. No obstante, más allá de esta característica inherente a su formulación, la percepción de prestaciones económicas representa un “marcador” clave para la identificación y definición de los perfiles de vulnerabilidad, por lo que constituye asimismo una herramienta de apoyo en el diseño de otras políticas redistributivas. De esta manera, las prestaciones económicas pueden desempeñar un papel relevante en el análisis de las desigualdades socioespaciales a escala agregada.

1.2 Las desigualdades socioespaciales en las ciudades españolas

La composición socio-residencial de las ciudades españolas constituye el resultado de complejos y multivariables procesos de cambio social, materializados sobre el espacio urbano. Las dinámicas sociales de inserción residencial tienen una proyección territorial directa y reflejan pautas desiguales de concentración y dispersión socioespacial. En este contexto, el concepto de desigualdades socioespaciales denota la desigual distribución de los grupos sociales en el entorno urbano (Leal, 2004), como manifestación territorial de los procesos generales de desigualdad social (Cassiers & Kesteloot, 2012; Castells, 1974, p. 204). La nota característica de estos procesos consiste en la homogeneidad interna de cada unidad territorial en cuanto a su

composición poblacional, y su diferenciación con respecto a otras unidades, generalmente en función de la distancia derivada de la estructura social (Castells, 1974, p. 146).

El elemento clave en la inserción socio-residencial de los grupos de población es su desigual capacidad de acceso a la vivienda, configurada por distintos factores vinculados al sistema de estratificación social, que interactúan entre sí de múltiples formas. En las grandes ciudades y áreas metropolitanas españolas, el *status* socioeconómico ha sido el principal mecanismo articulador de las divisiones socioespaciales, como han puesto en evidencia distintos estudios aplicados al caso de Madrid (Rubiales-Pérez, 2020; Rubiales-Pérez et al., 2013) y Barcelona (Madariaga et al., 2012; Rubiales-Pérez, 2020; Rubiales-Pérez et al., 2012).

Durante las últimas décadas, las ciudades españolas han experimentado varios procesos de transformación socioeconómica y demográfica, con importantes efectos sobre la configuración socio-residencial de los barrios (Alguacil-Gómez et al., 2014; Cruz et al., 2017; Nel-lo, 2018; Rubiales-Pérez, 2020; Salom & Fajardo, 2017; Sorando & Leal, 2019). En primer lugar, la intensa recepción de flujos migratorios internacionales ha contribuido a poner de manifiesto la existencia de otros mecanismos – menos visibles – que condicionan el acceso al mercado de la vivienda, vinculados a la población extranjera, cuya elección residencial se ve notablemente influida por distintos factores como las prácticas residenciales discriminatorias (Iglesias-Pascual, 2019; Olmos & Garrido, 2010), la existencia previa de redes de acogida (Gaete-Fiscella & Mena-Martínez, 2016; Juárez et al., 2006) o la diversidad étnica del barrio (Martori et al., 2016). Conjuntamente con las razones socioeconómicas, estos factores han configurado el desarrollo de patrones diferenciales de inserción residencial de las distintas comunidades de población migrante (Achebak et al., 2017; Achebak & Alberich-González, 2015; Martori & Hoberg, 2008; Palacios-García & Vidal-Domínguez, 2014).

En segundo lugar, el auge y la caída de la gran burbuja inmobiliaria y la subsecuente crisis económica han tenido impactos desiguales sobre el tejido urbano. El ejemplo de los desahucios y ejecuciones hipotecarias constituye el caso más destacable. La distribución espacial de estos eventos ha estado estrechamente vinculada a las características socioeconómicas del entorno urbano, concentrándose en mayor medida sobre los barrios más desfavorecidos y contribuyendo a agravar la situación previa (González-Pérez et al., 2020; Gutiérrez & Arauzo-Carod, 2018; Gutiérrez & Delclòs, 2016, 2017; Gutiérrez & Domènech, 2018; Vives-Miró et al., 2015).

En tercer lugar, el fenómeno de la suburbanización ha modificado transversalmente la morfología urbana, tanto en ciudades medianas (Olazabal & Bellet, 2019) como en grandes ciudades y áreas metropolitanas (Bayona-Carrasco et al., 2018). En España, los procesos de suburbanización se han caracterizado por el desarrollo de patrones desiguales de movilidad residencial entre los distintos grupos de población (Bayona-Carrasco & Gil-Alonso, 2012; Bayona-Carrasco et al., 2018; López-Villanueva et al., 2014; Susino & Duque-Calvache, 2013), impulsados por factores como el desarrollo de subcentros de empleo en espacios periurbanos (García-López, 2012) o las mejoras en las infraestructuras de transporte (García-López, 2010).

Por último, durante los últimos años, el desarrollo de las llamadas "economías colaborativas" P2P, unido a la intensa dependencia de la economía española con respecto al turismo, han hecho emerger en las principales ciudades españolas dinámicas gentrificadoras ligadas al mercado del alquiler de vivienda con fines turísticos (García-Ayllón, 2018). El impacto de este fenómeno sobre el tejido urbano ha sido desigual (Adamiak et al., 2019; Eugenio-Martín et al., 2019; García-Ayllón, 2018; Gutiérrez et al., 2017; Lagonigro et al., 2020), y ha mostrado mayor tendencia a concentrarse en enclaves estratégicos como centros urbanos, barrios tradicionales y distritos patrimoniales, con capacidad para conducir a un cierto "efecto de arrastre" en el mercado inmobiliario global de alquiler en el resto de la ciudad (García-Ayllón, 2018).

El análisis de las desigualdades socioespaciales aplicado a las ciudades españolas ha constituido un destacable campo de investigación durante las últimas décadas. Es necesario señalar, no obstante, dos grandes brechas en la investigación. Por una parte, la mayor parte de los estudios se han focalizado en áreas metropolitanas, grandes ciudades o incluso ciudades intermedias, pero apenas existen estudios aplicados a ciudades o municipios de menor tamaño. Por otra parte, no existen estudios sobre la distribución espacial de prestaciones económicas de servicios sociales, como las PEI, en el ámbito intramunicipal. Esta falta de literatura puede explicarse, en parte, por la escasez de datos estadísticos oficiales relacionados con este fenómeno (Cos-Guerra & Usobiaga-Ferrer, 2017). Las PEI han constituido un recurso básico para muchas familias en situación de vulnerabilidad, por lo tanto, pueden constituir un "marcador" clave para el reconocimiento de los procesos espaciales de vulnerabilidad social. El análisis de la distribución espacial de las PEI en el ámbito intramunicipal no sólo implica identificar los patrones de agrupamiento o dependencia existentes, sino observar cómo este fenómeno se interrelaciona con otras variables socioeconómicas.

El estudio de las desigualdades socioespaciales a partir de eventos geolocalizados ha ganado relevancia durante los últimos años. En general, la premisa común de la que parten estas investigaciones es que tales eventos constituyen manifestaciones territoriales de las dinámicas de exclusión y vulnerabilidad social. Tal es el caso de las ayudas de Cáritas (Balducci, 2020; Galeano et al., 2017) o los desahucios y ejecuciones hipotecarias (Gutiérrez & Delclòs, 2016; Gutiérrez & Domènech, 2018). En nuestro caso, la distribución espacial de las PEI estaría reflejando intrínsecamente el patrón geográfico de las desigualdades sociales intramunicipales. Por una parte, consideramos evidente que, dentro de cada municipio, las reglas de acceso son comunes para todo el territorio y toda la población de derecho. Por otra parte, asumimos que no existen fallos notables en el diseño y la implementación de estas políticas y generalmente se dirigen de manera efectiva hacia la población en situación de vulnerabilidad. Se presume, entonces, que las prestaciones económicas se distribuirán espacialmente de forma agrupada, y que este patrón de agrupamiento responderá a la estructura de desigualdades socioespaciales que caracterice a cada municipio. Siguiendo esta lógica, la distribución espacial de las PEI tenderá a concentrarse, en mayor medida, en las zonas de mayor vulnerabilidad.

Del mismo modo, la presente investigación proporciona una comparación entre dos casos con características muy diferentes. La mayor parte de la evidencia proporcionada hasta la fecha se ha enfocado en grandes ciudades y áreas urbanas, prestando menor atención a ciudades pequeñas y áreas urbano-rurales mixtas. Aunque no existe suficiente evidencia al respecto, considerando la naturaleza del fenómeno, resulta plausible suponer que en los municipios de tamaño más reducido existirá menos margen para la heterogeneidad socioespacial o que estas diferencias se articularán en otros sentidos.

El enfoque metodológico implementado consta de dos tipos de técnicas: en primer lugar, se emplean distintos métodos de análisis de puntos espaciales con el propósito de identificar las formas en que se distribuyen espacialmente los hogares perceptores de PEI. En segundo lugar, se utilizan algunas medidas de asociación espacial típicas del Análisis Exploratorio de Datos Espaciales (AEDE) con el objeto de evaluar el grado de correlación que presentan distintas características socioeconómicas y demográficas del espacio urbano con respecto a la distribución espacial de las PEI. El artículo pretende, asimismo, sentar un precedente válido en la investigación urbanística, empleando como base la geolocalización de hogares beneficiarios de prestaciones de emergencia social, vinculadas al sistema de servicios sociales, para el análisis de las desigualdades socioespaciales.

2 Casos de estudio

Torrent es el segundo municipio de la provincia de Valencia (España) por tamaño poblacional y la capital de la comarca de la “Huerta Oeste”. Según los datos del INE para 2019, tiene una población total de 82 208 habitantes. El término municipal se estructura en 4 distritos subdivididos en 53 secciones censales, que configuran un área total aproximada de 69,61 km². Por su parte, Bétera se inserta en la comarca de “Campo del Turia”, con una población de 24 272 habitantes y un área aproximada de 75,10 km². El término municipal se compone de dos distritos subdivididos en 13 secciones censales.

La elección de los casos de estudio responde al contraste entre dos municipios con características sociodemográficas, urbanísticas y territoriales claramente diferenciadas, ubicados en la misma región geográfica. De acuerdo al criterio seguido por el Ministerio de Fomento (2018) y el Ayuntamiento de Valencia, Torrent se emplaza en la corona periférica del Área Metropolitana de Valencia (AMV), mientras que Bétera colinda por el exterior con ésta (Figura 1). No obstante, dada la ausencia de una definición oficial, en la práctica los límites reales son difusos y variables, ya que determinados indicadores de metropolización como los flujos de movilidad laboral son similares en Bétera que en otros municipios del área metropolitana¹, lo que sugiere una fuerte integración de los mercados de trabajo.

La estructura urbanística difiere notablemente entre ambos municipios. En Torrent, más del 80% de la población reside en el núcleo urbano principal², conformado por el conjunto histórico y los ensanches y periferias anexas desarrolladas con posterioridad. La población restante reside, fundamentalmente, en la zona de “El Vedat”, caracterizada por la baja densidad de población y el predominio de viviendas unifamiliares integradas en el entorno natural siguiendo un modelo típico de ciudad jardín; así como en otros núcleos de población dispersos por el término municipal.

Frente a la mayor compacidad de Torrent, el desarrollo territorial de Bétera se caracteriza por una marcada dispersión urbanística. En Bétera, el 60 % de la población del municipio reside en el núcleo de población principal.³ El 40 % restante se reparte en un total de 25 urbanizaciones y

1 Datos obtenidos del INE (2020a). *EM1- Estudio piloto de movilidad*. Retrieved from https://www.ine.es/experimental/movilidad/experimental_em1.htm

2 Datos obtenidos del INE (2020b). *Nomenclátor: Población del Padrón Continuo por Unidad Poblacional 2019*. Retrieved from <https://www.ine.es/nomen2/index.do>

3 *Ibíd.*

asentamientos diseminados, con diferencias destacables en cuanto a su composición socio-residencial.

Los indicadores socioeconómicos y demográficos también muestran un marcado contraste entre ambos municipios. Torrent presenta el mayor porcentaje de población con ingresos por unidad de consumo por debajo del 40 % de la mediana, en relación al resto de municipios que conforman el AMV.⁴ Asimismo, Torrent contiene uno de los barrios con mayor porcentaje de población con bajos ingresos en el ámbito provincial, con casi la mitad de los habitantes presentando un nivel de ingresos por debajo del umbral del 40 %.⁵ Este hecho sitúa al municipio como uno de los principales focos de población vulnerable y desigualdades socioespaciales del área metropolitana. Por el contrario, Bétera constituye el sexto municipio a nivel provincial con mayor porcentaje de población con ingresos por unidad de consumo por encima del 200% de la mediana.⁶

En el intervalo de tiempo bajo estudio, los ayuntamientos de ambos municipios estuvieron políticamente liderados por formaciones políticas de centro-izquierda (2015–2019): Compromís en Bétera y PSPV-PSOE en Torrent, partido que cuenta con una experiencia continuada de gobierno en el municipio desde las primeras elecciones locales de la democracia (1979), habiendo alternado únicamente con el PPCV-PP durante el período 2007–2015.

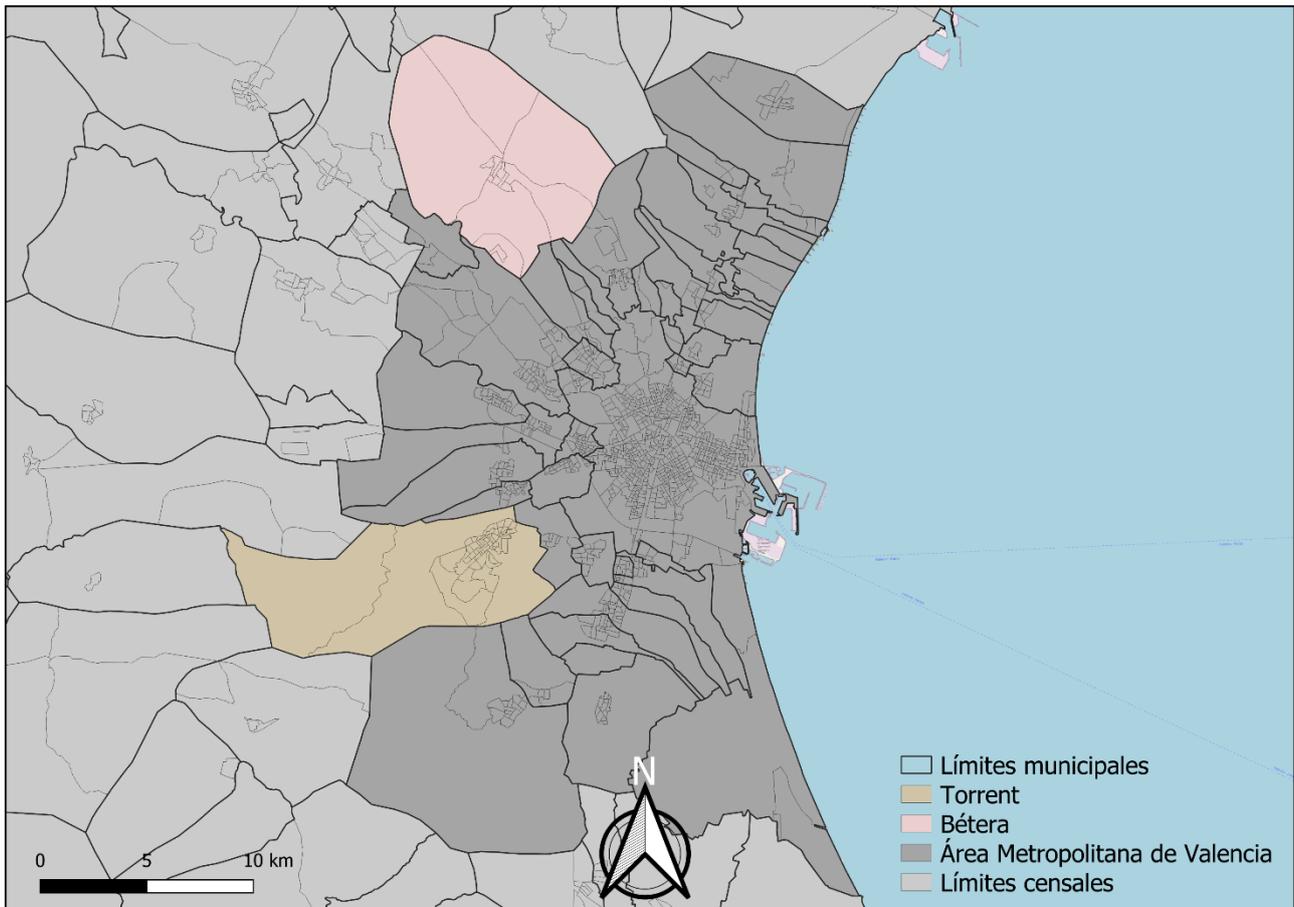
En términos generales, el diseño de los programas de prestaciones económicas de Servicios Sociales no difiere significativamente entre los dos municipios. Por una parte, se ubican las ayudas de emergencia social, de carácter extraordinario y enfocadas a paliar situaciones de necesidad social, vinculadas con el afrontamiento de gastos habituales de vivienda, necesidades básicas u otros eventos. Por otra parte, se ubican las ayudas para el desarrollo personal, dirigidas a personas mayores con problemas motores o sensoriales y enfocadas en la mejora de su autonomía, a través del sufragio de gastos relacionados con ayudas técnicas y adaptaciones funcionales.

4 Datos obtenidos del INE (2019). *Atlas de Distribución de Renta de los Hogares 2016*. Retrieved from https://www.ine.es/experimental/atlas/experimental_atlas.htm

5 *Ibíd.*

6 *Ibíd.*

Figura 1. Ubicación de Bétera y Torrent y delimitación del Área Metropolitana de Valencia



Fuente: elaboración propia⁷

Por el contrario, ambos municipios difirieron considerablemente tanto en la cuantía como en el patrón del gasto público local del programa “asistencia social primaria”, durante el período considerado⁸. Así, el gasto reconocido de Torrent fue de 65,54 euros por persona en 2017 y de 55,48 euros en 2018, superior al gasto en Bétera durante el período considerado (35,95 euros en 2017 y 46,13 en 2018). Del total de gasto por este programa, Torrent destinó 31,88 euros por persona en 2017 y 24,25 euros en 2018 a transferencias corrientes a familias e instituciones sin ánimo de lucro⁹, mientras que en Bétera esta cantidad se reduce a la mitad

7 Todos los mapas han sido elaborados con el Sistema de Información Geográfica QGIS, empleando el mapa base de Stamen® Terrain.

8 Datos obtenidos del Ministerio de Hacienda (2017, 2018). *CONPREL: Consulta Presupuestos y Liquidaciones de Entidades Locales*. Retrieved from <https://serviciostelematicosex.hacienda.gob.es/SGFAL/CONPREL>

9 Datos obtenidos del Ayuntamiento de Torrent (2018, 2019). *Liquidación del presupuesto*. Retrieved from <http://www.torrent.es/torrentPublic/inicio/ajuntament/portal-transparencia/economica-financiera-presupuestaria.html#4>

(11,39 euros en 2017 y 15,95 en 2018)¹⁰. Esta disparidad en los niveles de gasto de ambos municipios puede estar impulsada asimismo por las diferencias entre los niveles de necesidad social, notablemente más acentuados en el caso de Torrent.

3 Datos y métodos

3.1 Datos y variables

En España no existen fuentes estadísticas oficiales disponibles para el análisis sistemático y comparado de la distribución espacial de las PEI. Al tratarse de información sensible, estos datos son a menudo confidenciales y obran en poder de los registros de los Servicios Sociales municipales, lo cual restringe notablemente el acceso a los mismos. Los Ayuntamientos de Torrent y Bétera proporcionaron, respetando las leyes de protección de datos, el registro de expedientes anonimizados de concesión de PEI de los Servicios Sociales municipales, correspondientes a los períodos 2017 y 2018, respectivamente. Una de las cuestiones centrales en el desarrollo metodológico consistió en identificar los hogares o unidades de convivencia beneficiarios de estas ayudas, ya que los datos estaban anonimizados y se referían estrictamente a las prestaciones concedidas. El propósito era determinar qué hogares recibieron, al menos, una prestación durante el período de referencia.

Los registros proporcionados por los Ayuntamientos de Torrent y Bétera contenían, respectivamente, 4292 y 516 expedientes de prestaciones concedidas. El registro de Torrent comprendía, entre estos, expedientes de prestaciones de competencia autonómica y otras prestaciones no inscritas en el marco de las PEI, que fueron descartadas para favorecer la comparabilidad entre municipios. En ambos casos, se eliminaron las entradas que contenían direcciones incompletas, confusas o no susceptibles de geocodificación. Como criterio de identificación domiciliaria, consideramos como unidades de convivencia aquellas direcciones coincidentes a nivel de puerta. Finalmente, tras un proceso de cribado, y de acuerdo al nivel de detalle de los datos, fue posible identificar y geocodificar 1.531 hogares en el caso de Torrent; y 267 en el de Bétera (Figura 2). El proceso se llevó a cabo a través de Batchgeo, plataforma que emplea la API de geocodificación de Google Maps.

10 Datos obtenidos del Ayuntamiento de Bétera (2018, 2019). *Avance Liquidación*. Retrieved from https://betera.transparencialocal.gob.es/es_ES/categoria/economica/presupuestos/pge

Figura 2. Distribución espacial de hogares perceptores de PEI



Fuente: elaboración propia

Los datos empleados para la construcción de las variables incluidas en el AEDE provinieron del INE, en particular del *Atlas de Distribución de Renta de los Hogares* y de la *Estadística del Padrón Continuo*, y se corresponden con el año 2016.¹¹ La capa vectorial con la cartografía digitalizada de las secciones censales, correspondiente al período 2016, se obtuvo asimismo del INE. Las variables incluidas en el AEDE, especificadas a nivel de sección censal, son las siguientes:

- La población con ingresos por unidad de consumo por debajo del 60 % de la mediana (en %) constituye un grupo de población en riesgo de exclusión social y, a menudo, comprende diversos perfiles de vulnerabilidad socioeconómica y demográfica. Por lo general, las personas comprendidas en este grupo tienen más posibilidades de encajar en los criterios de percepción de distintos tipos de prestaciones sociales, por lo que su inclusión en este tipo de estudios resulta clave.
- Las prestaciones por desempleo como fuente de ingresos, sobre la renta bruta media por persona (%), constituyen una aproximación a la magnitud del fenómeno del desempleo en las secciones censales. La posición de los distintos grupos de población respecto al sistema de ocupación y los patrones de segmentación laboral continúan siendo mecanismos determinantes de la configuración socio-residencial del espacio en las ciudades y áreas urbanas (Borja & Castells, 1997). Los grupos de población que se ubican fuera del sistema de ocupación están particularmente expuestos a la cronificación de la situación de desempleo y, como consecuencia, a la reproducción social de la vulnerabilidad territorial (Kassiers, 2005).

11 Datos disponibles más actualizados durante el desarrollo de la investigación

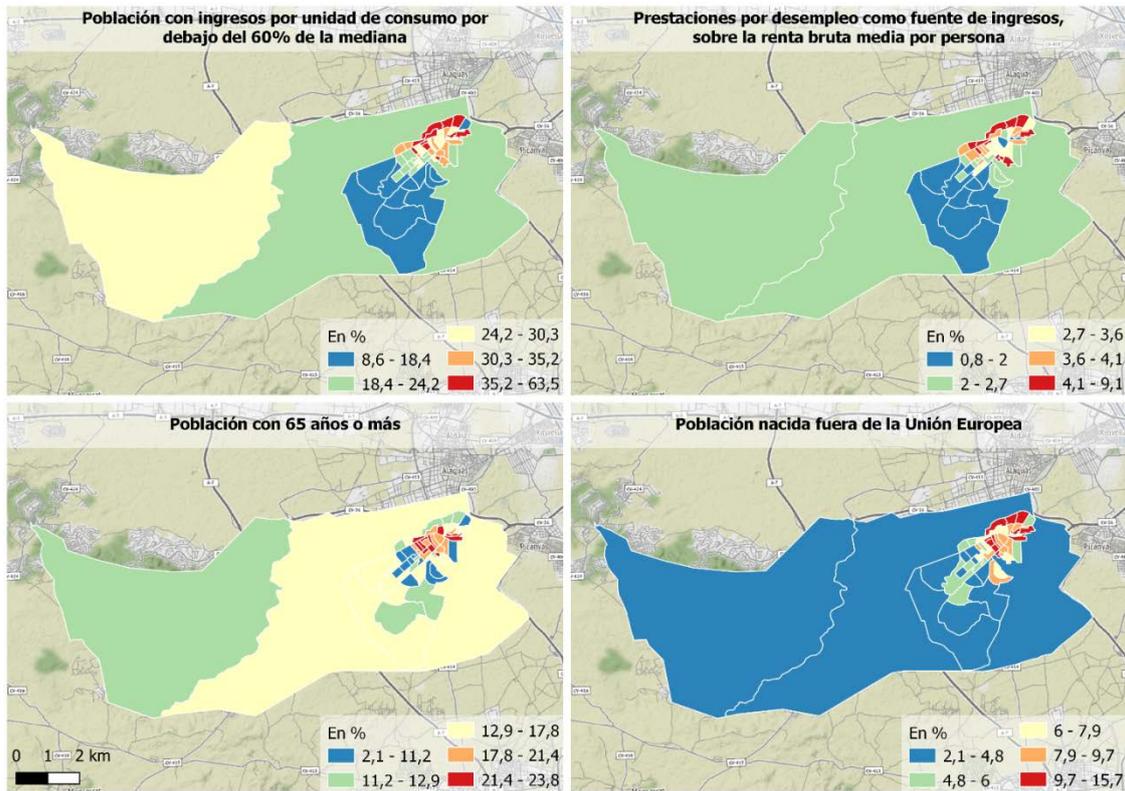
- La población con 65 años o más (en %) representa un indicador clave de la estructura demográfica del entorno socio-residencial. Por lo general, porcentajes comparativamente elevados de población con 65 años o más suelen ser indicativos de áreas envejecidas. Los patrones de estructuración espacial de la población mayor pueden variar notablemente entre municipios, y a menudo estarán condicionados por el momento vital de acceso a la vivienda y la subsiguiente evolución del entorno urbano.

Por las características de las vulnerabilidades que afronta, este grupo de población constituye objeto de políticas y programas de servicios sociales enfocados en proveer distintos servicios acordes a sus necesidades específicas. Tal es el caso de las mencionadas ayudas para el desarrollo personal, o las políticas inscritas en el marco del Sistema para la Autonomía y Atención a la Dependencia (SAAD).

- La población nacida fuera de la Unión Europea (en %) comprende varios perfiles étnicos y sociodemográficos de población inmigrada, que con frecuencia proceden de países en vías de desarrollo y presentan mayor riesgo de exclusión que la población inmigrada procedente de países miembro. No obstante, conviene tener presente que los patrones de inserción socio-residencial de las distintas comunidades de población migrante pueden ser notablemente variables entre territorios (Achebak et al., 2017; Achebak & González, 2015; Martori & Hoberg, 2008; Palacios-García & Vidal-Domínguez, 2014).

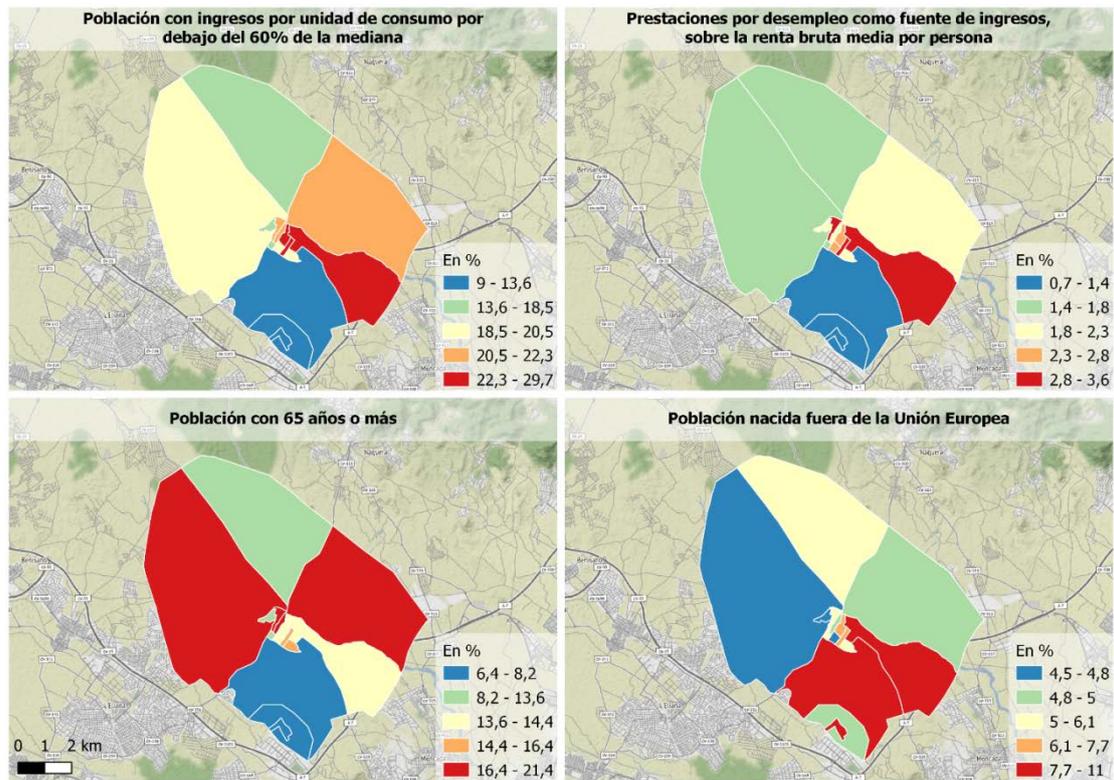
Las cuatro variables están aceptablemente intercorrelacionadas en ambos municipios, con $KMO = 0,58$ en Torrent, y $KMO = 0,52$ en Bétera. No obstante, las medidas parciales de adecuación muestral (MSA) informan de diferencias en cuanto a estos patrones de intercorrelación. En Torrent, la MSA de la variable población inmigrada (0,82) es notablemente superior a la de Bétera (0,13); mientras que en este último la variable población mayor presenta mejor encaje con el resto de variables ($MSA = 0,61$) que en el caso de Torrent ($MSA = 0,38$). Todo ello sugiere que el perfil de la vulnerabilidad social difiere entre municipios, estando en Torrent más vinculado a la población inmigrada y, en Bétera, a la población mayor. Las Figuras 3 y 4 muestran la distribución espacial de todas las variables incluidas en el análisis, para cada municipio.

Figura 3. Torrent. Mapas de quintiles de las variables



Fuente: elaboración propia

Figura 4. Bétera. Mapas de quintiles de las variables



Fuente: elaboración propia

3.2 Análisis de puntos espaciales

El análisis de puntos espaciales consiste en el estudio de la ubicación de eventos y en la identificación de las formas en que se distribuyen estas ubicaciones, concretamente si siguen un patrón de agrupamiento, aleatorio o uniforme. En nuestro caso, el conjunto de puntos espaciales objeto de análisis se corresponde con la localización de hogares perceptores de PEI, durante los años señalados. El proceso de análisis que se describe a continuación se desarrolló para cada municipio de manera independiente; es decir, fijando cada municipio y sus ubicaciones como una región de análisis independiente.

El desarrollo metodológico del análisis de la distribución de las PEI se articula en este trabajo a partir de la exploración de las propiedades de primer orden y de segundo orden. De acuerdo a Gatrell et. al (1996), las propiedades de primer orden (intensidad) describen la forma en que el valor esperado del proceso de puntos varía a través del espacio, mientras que las propiedades de segundo orden describen la covarianza (o correlación) entre los valores del proceso en diferentes regiones del espacio. Para implementar las distintas técnicas se empleó el paquete 'spatstat', integrado en el software estadístico *R* (Baddeley & Turner, 2005; Baddeley et al., 2016).

- Intensidad

La función de intensidad (u) del proceso de puntos puede calcularse de forma no paramétrica mediante la estimación del núcleo o kernel, obteniendo para cada ubicación espacial u contenida en la región de análisis W (cuyas ubicaciones u se estructuran espacialmente como una rejilla) un valor de la magnitud de la intensidad con la que los hogares perceptores de PEI se localizan, ponderada por un ancho de banda predeterminado.¹² Es una de las técnicas más comunes para la identificación visual de *hot spots* de eventos geolocalizados.

12 Esta función permite obtener una estimación de la intensidad (Baddeley et al., 2016):

$$\tilde{\lambda}(u) = \frac{1}{e(u)} \sum_{i=1}^n k(u-x_i)$$

para cualquier ubicación espacial u dentro de la región, donde $\kappa(u)$ es la función del núcleo y $e(u)$ es una corrección por sesgo debido a los efectos de borde. Fuera de la región, la intensidad estimada es cero.

Para un evento x_i , la función $f(u) = \kappa(u - x_i)$ representa el suavizado isotrópico originalmente ubicado en x_i . El núcleo κ es una densidad de probabilidad $\kappa(u) \geq 0$ para todas las ubicaciones u . En este trabajo se empleó la función de distribución de probabilidades gaussiana (distribución normal).

La desviación estándar σ del núcleo representa el ancho de banda del suavizado, siendo este mayor a medida que aumenta el ancho de banda. El ancho de banda σ se escogió para cada municipio en orden a maximizar el

La segunda opción, enfocada a la identificación de patrones estadísticamente significativos de agrupamiento espacial, consiste en buscar evidencia de intensidad elevada en la distribución dentro de un círculo, de radio fijo r , centrado en cada ubicación u . Bajo la suposición de completa aleatoriedad espacial (CAE), se plantea la hipótesis nula de que la intensidad es homogénea, frente a la alternativa de que la intensidad es diferente dentro del círculo, en contraste con el exterior. Empleamos el estadístico de prueba de la razón de verosimilitud $\Lambda(u)$ (Kulldorff, 1997) para obtener una prueba de la homogeneidad o heterogeneidad en la distribución espacial de los hogares perceptores de PEI, para todas las ubicaciones u en cada municipio. La función de distribución de probabilidades de χ^2 permitió identificar los patrones estadísticamente significativos de agrupamiento.

- Dependencia

Las propiedades de dependencia o espacio entre eventos implican la relación entre el número de eventos en pares de subregiones (Gatrell et al., 1996). La exploración de las propiedades de dependencia espacial se orienta fundamentalmente a contrastar la asociación que mantienen los eventos en la distribución empíricamente observada frente a la que mantendrían en una distribución teórica, caracterizada por la CAE. Con este propósito, empleamos distintas clases de funciones enfocadas a identificar el patrón que sigue la distribución espacial de hogares perceptores de PEI en cada municipio.

La función de distribución de distancia al vecino más próximo (Diggle, 1983; Ripley, 1988) de un proceso de puntos X es la función de distribución acumulativa G de la distancia desde un punto aleatorio típico de X al otro punto más cercano de X . Por esta razón, se denomina también función de distancia entre eventos.¹³ Los valores que toma $G(r)$ indican la probabilidad acumulada de que la distancia entre pares de eventos sea igual o menor que r . El valor de G en un proceso aleatorio de Poisson (CAE) es:

criterio de probabilidad de validación cruzada, inicialmente propuesto por Habbema et al. (1974) y Duin (1976):

$$LCV(\sigma) = \sum_i \log \tilde{\lambda}_{-i}(x_i) - \int_W \tilde{\lambda}(u) du$$

donde $\sum_i \log \tilde{\lambda}_{-i}(x_i)$ denota la estimación de intensidad en x_i cuando esta observación se elimina del conjunto de datos, y $\tilde{\lambda}(u)$ es la estimación suavizada kernel de la intensidad en una ubicación espacial u con ancho de banda de suavizado σ .

¹³ Formalmente, se define como (Baddeley et al., 2016):

$$G(r) = \mathbb{P}\{d(u, X \setminus u) \leq r \mid X \text{ tiene un evento en } u\}$$

$$G(r) = 1 - e^{-\lambda\pi r^2}$$

donde λ indica la intensidad (número esperado de eventos por unidad de área). Las desviaciones entre las curvas G empíricas y teóricas pueden sugerir agrupamiento espacial o regularidad espacial. Si la distribución sigue un patrón de agrupamiento, G aumenta rápidamente con valores $d r$ reducidos.

La función de espacio vacío (Diggle, 1983; Ripley, 1988) de un proceso de puntos X es la función de distribución acumulativa F de la distancia desde un punto fijo en el espacio hasta el punto más cercano de X .¹⁴ Los valores de $F(r)$ señalan la probabilidad acumulada de que la distancia entre una ubicación arbitraria de referencia u y un evento sea igual o menor que r . Bajo CAE, los valores de F se caracterizan por:

$$F(r) = 1 - e^{-\lambda\pi r^2}$$

Es decir, los valores de las funciones G y F bajo CAE son idénticos. Si la distribución sigue un patrón de agrupamiento, F aumenta lentamente con los valores iniciales de r , pero más rápidamente a distancias mayores.

Por último, la función J (Lieshout & Baddeley, 1996) representa una ratio entre ambas funciones¹⁵. Bajo el supuesto de CAE, la función J es constante e igual a 1 para cualquier r . Los valores de $J(r) < 1$ o $J(r) > 1$ generalmente indican la existencia de un patrón de agrupamiento o de regularidad espacial, respectivamente.

La magnitud de la desviación de la distribución observada con respecto al proceso homogéneo de Poisson (CAE) se puede evaluar utilizando intervalos de confianza simulados. El paquete 'spatstat' (Baddeley & Turner, 2005; Baddeley et al., 2016) permitió realizar estas pruebas de aleatoriedad mediante simulaciones de Monte Carlo.

3.3 Análisis exploratorio de datos espaciales

El análisis de la asociación entre las distintas características poblacionales que configuran el marco territorial del vecindario resulta clave, en este punto, para exponer con mayor detalle las dinámicas concurrentes en el entorno socio-residencial. Uno de los propósitos de la presente

14 Formalmente, se define como (Baddeley et al., 2016):

$$F(r) = \mathbb{P}\{d(u,X) \leq r\}$$

15 Formalmente expresada como (Lieshout & Baddeley, 1996):

$$J(r) = \frac{1 - G(r)}{1 - F(r)}$$

investigación consiste en identificar las relaciones ecológicas existentes entre la composición socio-residencial de las áreas urbanas y la distribución espacial de los hogares beneficiarios de PEI. El coeficiente r de Pearson es la medida de dependencia estadística entre pares de variables más extendida en el análisis de datos. No obstante, su utilidad para el objeto de estudio se ve limitada por no reconocer en su formulación aspectos intrínsecamente espaciales de la distribución de los datos.

El Análisis Exploratorio de Datos Espaciales (AEDE) permite explorar y reconocer las formas en que se estructuran fenómenos concretos en el espacio. Asimismo, permite identificar relaciones con otros fenómenos concurrentes en el mismo marco territorial. La versión bivariada (correlación cruzada) del Índice global de autocorrelación espacial de Moran es una de las medidas más frecuentes empleadas para este objetivo. El estadístico univariado explica en qué medida las variables analizadas se distribuyen agrupadas espacialmente (autocorrelación espacial positiva), de forma dispersa (autocorrelación espacial negativa) o de forma aleatoria. Los valores arrojados por el indicador oscilan entre -1 (máxima autocorrelación negativa) a 1 (máxima autocorrelación positiva), con 0 indicando la ausencia de autocorrelación.¹⁶ De forma intuitiva, la formulación admite hacerse extensiva a la relación entre dos variables distintas, como es el caso de la versión bivariada del Índice (I_B) (Anselin et al., 2002). En esencia, este procedimiento captura la relación entre el valor de una variable en la ubicación i , x_i , y el promedio de los valores vecinos j para otra variable y . No obstante, esta medida debe interpretarse con cierta cautela, ya que, al revés que en el caso del coeficiente r de Pearson, no considera la correlación *in situ* entre las dos variables, sino entre una variable en el lugar de referencia y otra variable espacialmente “diferida” (Anselin et al., 2002).

El Índice bivariado de Moran ha sido empleado en diversos estudios aplicados a ciudades y áreas urbanas españolas para evaluar la asociación espacial entre las características socioeconómicas del entorno urbano y la distribución espacial de determinados eventos, como los Airbnb (García-Ayllón, 2018; Gutiérrez et al., 2017); los desahucios y ejecuciones

16 El Índice global de Moran se formula como (Anselin, 1995):

$$I = (n/S_0) \sum_i \sum_j w_{ij} z_i z_j / \sum_i z_i^2$$

Siendo n el número de unidades espaciales indexadas por i y j ; z_i la desviación de la variable de interés x con respecto a la media \bar{x} en la sección i ($x_i - \bar{x}$); w_{ij} un elemento de una matriz de pesos espaciales que establece la relación de contigüidad entre la sección i y las secciones vecinas j (en este caso, una matriz binaria que sigue el criterio de la reina); y $S_0 = \sum_i \sum_j w_{ij}$.

hipotecarias (Gutiérrez & Arauzo-Carod, 2018; Gutiérrez & Delclòs, 2016; Gutiérrez & Domènech, 2018); o la vulnerabilidad socioeconómica (Prada-Trigo, 2018).

El estadístico L de Lee (2001) presenta una integración metodológica del coeficiente r de Pearson y el Índice global de Moran. Por una parte, al revés que en la versión bivariada del Índice de Moran y de forma análoga al coeficiente r de Pearson, el estadístico L permite considerar la correlación *in situ* entre las dos variables. Por otra, parte, introduce un elemento de ponderación específicamente espacial incluido en la ecuación del Índice de Moran.¹⁷

Para evaluar el grado de asociación espacial existente entre la distribución de hogares perceptores de PEI y las variables expuestas anteriormente, se estimaron, con propósito comparativo, los estadísticos mencionados en esta subsección. El cálculo del Índice global bivariado de Moran se condujo mediante el software libre *GeoDa* (Anselin et al., 2006). Por su parte, para el cálculo del estadístico L se empleó la función específica ofrecida por el paquete '*spdep*' implementado en el entorno de programación estadística *R* (Bivand & Wong, 2018; Bivand et al., 2013).

4 Resultados y discusión

4.1 Análisis de puntos espaciales

- Intensidad

La Figura 5 presenta los resultados de la estimación de intensidad kernel de la distribución espacial de hogares perceptores de PEI, en Torrent (izquierda, $\sigma = 236$ metros) y Bétera (derecha, $\sigma = 165$ metros). Tomando como referencia el intervalo superior de los valores provenientes de la estimación, en cada municipio se identificó un emplazamiento principal en la distribución espacial de hogares beneficiarios.

En Torrent, los barrios correspondientes a la parcelación periférica norte (el eje conformado por Xenillet – Benisaet, en el Distrito 1) mostraron una mayor intensidad locacional. Estos barrios son típicos del desarrollismo de la década de 1960, y han sido recurrentemente identificados como barrios vulnerables en los trabajos desarrollados por el Ministerio de Fomento y la Universidad

17 El estadístico L (Lee, 2001) se formula como:

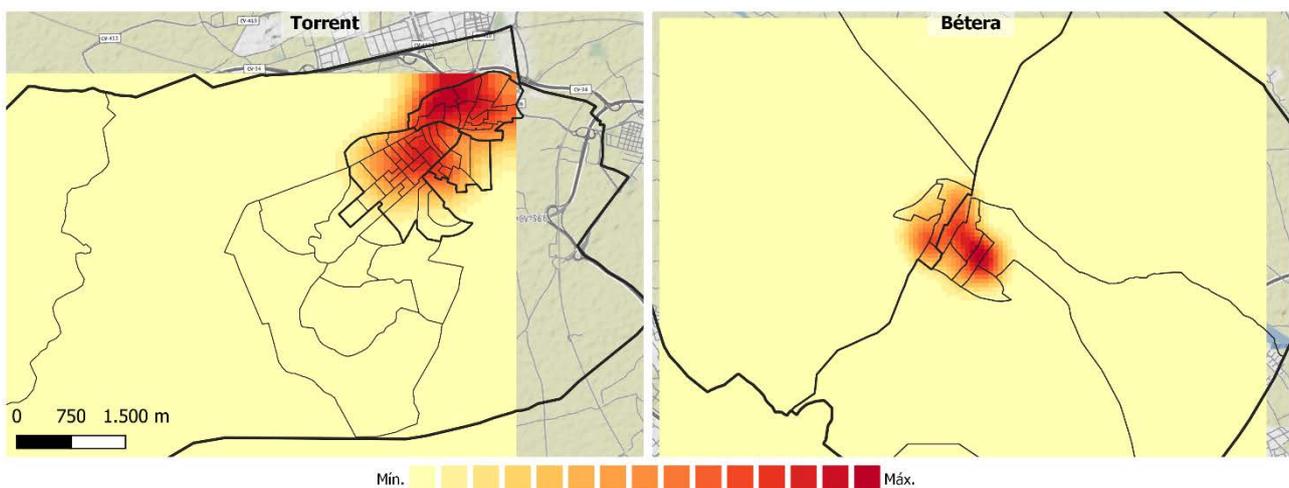
$$L_{x,y} = \frac{\sum_i [(\sum_j w_{ij}(x_j - \bar{x})) (\sum_j w_{ij}(y_j - \bar{y}))]}{\sqrt{\sum_i (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_i (y_i - \bar{y})^2}}$$

Politécnica de Madrid (Hernández-Ajá et al., 2013). La degradación del tejido urbano, socioeconómico y residencial que ha tenido lugar en esta zona ha motivado la implementación de programas de regeneración como la Iniciativa URBANa del barrio de Xenillet, dirigidos a solventar la amplia problemática del área desde una perspectiva multifactorial.

Un emplazamiento relevante, aunque de menor intensidad, se configura en la parte más antigua de los ensanches estructurados alrededor del eje viario Avenida Al Vedat (Distrito 3), así como en la zona de Poble Nou (Distrito 2). También algunas zonas del conjunto histórico presentan una elevada intensidad en la distribución, en particular los barrios de L' Alter y Raval, ambos limítrofes por el norte con el barrio de Xenillet (Distrito 1).

En Bétera, la distribución espacial del intervalo superior indica que el principal emplazamiento de hogares beneficiarios de PEI se localiza cerca del límite noreste del núcleo urbano principal, ubicado en el Distrito 2.

Figura 5. Vistas de detalle. Estimación de intensidad kernel de la distribución espacial de PEI



Fuente: elaboración propia

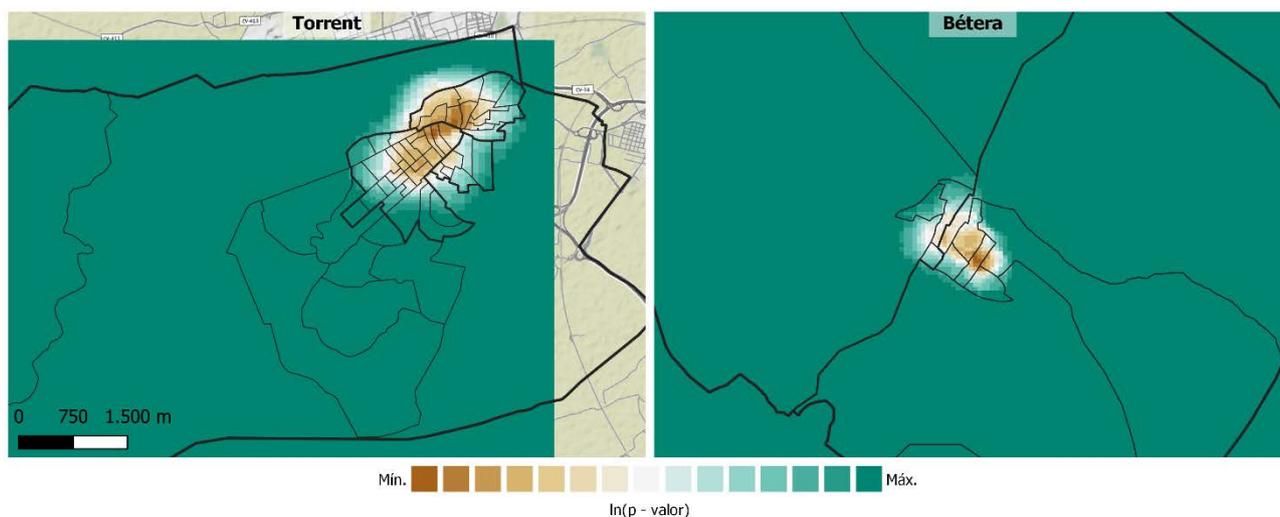
La Figura 6, por su parte, presenta la distribución espacial de los p – valores de χ^2 asociados al estadístico $\Lambda(u)$, en escala logarítmica natural, con $r = 2\sigma$.

En ambos casos puede observarse un patrón claramente marcado. En el caso de Torrent, resulta evidente que se produce una dicotomización del espacio urbano en cuanto a la distribución espacial de hogares perceptores de PEI. La concentración tiende a ser estadísticamente significativa en los tres primeros distritos, conformados por el conjunto histórico y los ensanches y parcelaciones periféricas desarrollados de forma anexa. Por el contrario, la zona de El Vedat

(Distrito 4) queda fuera de este patrón de agrupamiento, de manera análoga a la forma que toma la distribución espacial del intervalo inferior de la estimación kernel.

En Bétera, el patrón de agrupamiento se extiende por todo el núcleo urbano principal, lo que sugiere que las principales divisiones socioespaciales en el municipio se articularían a partir de las diferencias entre este núcleo y el resto de núcleos de población. No obstante, resulta plausible que los resultados no reflejen adecuadamente las características del fenómeno analizado y se vean afectados por la particular estructura territorial del municipio, caracterizada por una notable dispersión urbanística. Esto se debe, fundamentalmente, a la alta sensibilidad del análisis de puntos espaciales a la definición de la región de estudio o ventana. Así, una misma distribución de eventos aumentaría el patrón de agrupamiento cuanto mayor área contenga la ventana.

Figura 6. Vistas de detalle. Distribución espacial de los p - valores del estadístico de razón de verosimilitud, en escala logarítmica natural



Fuente: elaboración propia

- Dependencia

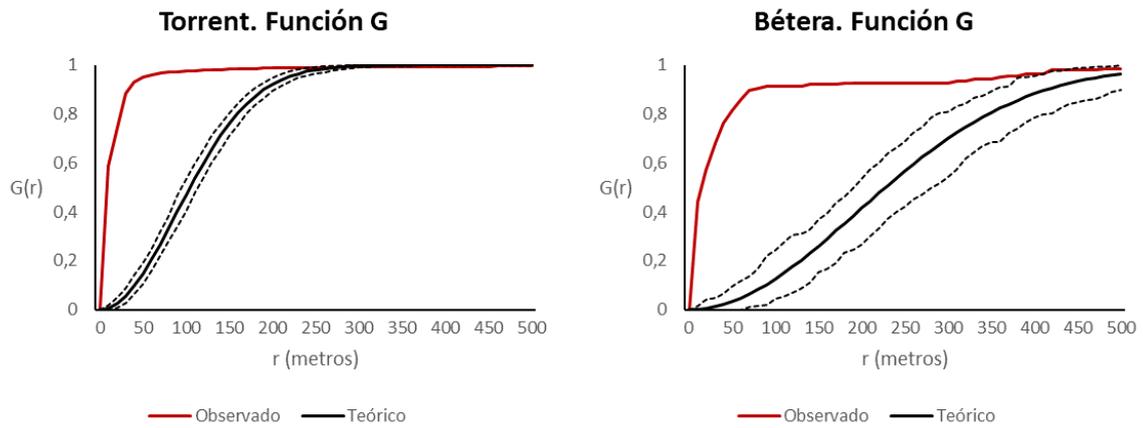
Para cada función descrita, se generaron 999 conjuntos de puntos espaciales aleatorios mediante simulaciones de Monte Carlo, con $p < 0,001$. Las líneas de tendencia permiten contrastar la forma que toman los valores de las funciones para el patrón de puntos observado frente a la que toman según un proceso homogéneo de Poisson (CAE), estimado a través de las simulaciones. Los resultados obtenidos se presentan gráficamente en las Figuras 7 (Función G), 8 (Función F) y 9 (Función J).

Como puede comprobarse, los valores obtenidos siguen la tendencia esperable según un patrón de agrupamiento en la distribución espacial de eventos. $G(r)$ aumenta rápidamente con valores de r reducidos, mientras que $F(r)$ aumenta sutilmente con los valores iniciales de r , pero más rápidamente a distancias mayores. Por su parte, $J(r)$ tiende a disminuir por debajo de la constante. Los valores, que indican probabilidades, señalan la existencia de una notable dependencia espacial entre las ubicaciones de hogares beneficiarios de PEI, que no obstante presentan ciertas diferencias entre municipios.

Para un radio máximo de 500 metros, se tomaron $n = 51$ observaciones correspondientes con los valores de las distancias en intervalos de diez metros y con la distancia nula (0 metros). En Torrent, el valor de $G(30)$, que indica la probabilidad de que el vecino más próximo a un hogar receptor de PEI cualquiera se ubique a una distancia de 30 metros o menos, fue de 0,88, lo que evidencia que existe un marcado patrón de agrupamiento espacial en la distribución de beneficiarios. En Bétera, $G(30) = 0,68$ sugiere que la concentración tiende a ser de menor densidad, en términos absolutos. En cambio, la probabilidad empírica en este municipio se aparta de la probabilidad teórica ($d = 1,39, [0,95, 1,83]$) con mayor intensidad que en el caso de Torrent ($d = 0,68, [0,28, 1,08]$), lo que puede constituir una consecuencia de las diferencias en cuanto a la relación entre el número de observaciones y el tamaño de la región.

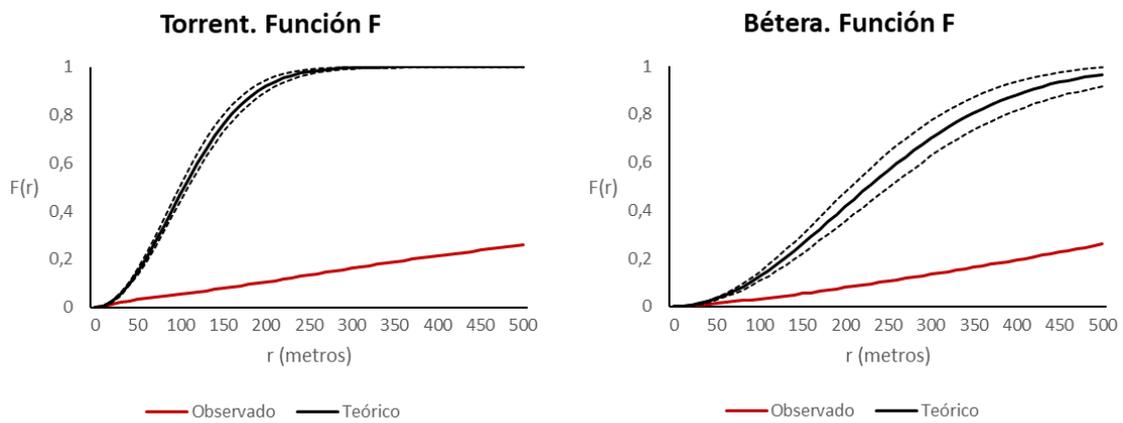
También la probabilidad absoluta de que la distancia entre una ubicación cualquiera y el hogar receptor más cercano sea igual o menor que r es generalmente mayor en Torrent, para cualquier distancia dentro del rango. Así, la probabilidad acumulada supera 0,2 para $F(380)$, mientras que en Bétera lo hace para 410 metros. No obstante, y al revés que en el caso anterior, la magnitud del efecto de la probabilidad observada con respecto a la probabilidad teórica es mayor en Torrent ($d = -2,6, [-3,14, -2,07]$) que en Bétera ($d = -1,64, [-2,09, -1,18]$). En este caso, una explicación plausible es que este hecho sea sintomático de la asimétrica estructuración territorial del municipio de Torrent.

Figura 7. Gráficos de la función G



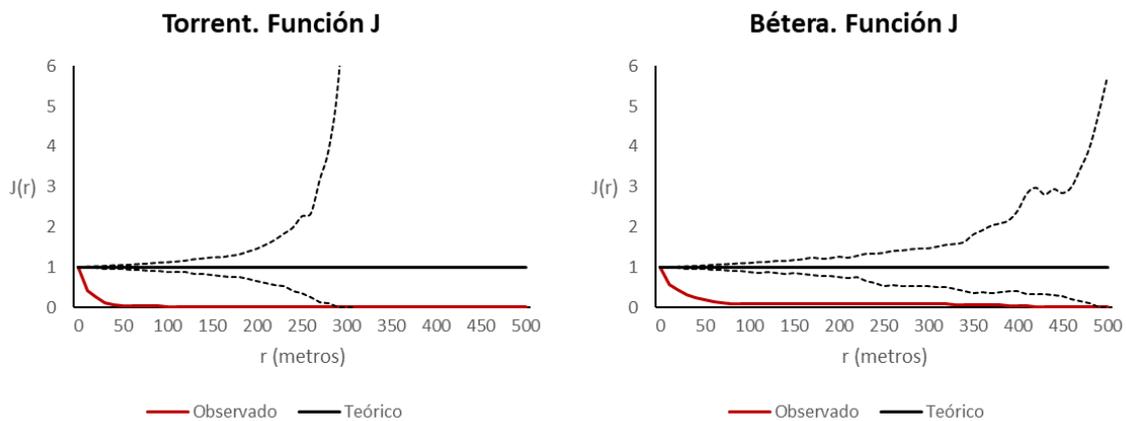
Fuente: elaboración propia

Figura 8. Gráficos de la función F



Fuente: elaboración propia

Figura 9. Gráficos de la función J



Fuente: elaboración propia

4.2 Análisis exploratorio de datos espaciales

Para poder evaluar el grado de asociación que presenta cada variable con la distribución espacial de las PEI, fue necesario agregar estadísticamente los datos a la misma unidad territorial. Se emplearon para ello dos enfoques. El primero consistió en calcular una ratio de hogares beneficiarios de PEI por tamaño de población, para cada sección censal. El segundo consistió en promediar los valores estimados de intensidad kernel $\tilde{\lambda}(x_i)$, agregándolos a la sección censal de referencia. Los valores de los estadísticos de asociación empleados se presentan en la Tabla 1.

Como puede observarse, en Torrent los estadísticos arrojaron valores elevados y significativos en casi todos los casos, con el signo esperable. Únicamente la correlación de la ratio de beneficiarios con el porcentaje de población mayor fue débil para todos los estadísticos empleados. Los indicadores de presencia de población inmigrada, peso de las prestaciones por desempleo como fuentes de ingreso y población en situación de vulnerabilidad socioeconómica presentaron coeficientes r particularmente elevados con respecto a la concentración de hogares perceptores de PEI. Los valores de los estadísticos de correlación espacial, por su parte, señalan de manera evidente la vinculación entre las formas en que se estructuran las distribuciones espaciales de tales características en el interior del municipio.

En Bétera, las asociaciones que presentaron las variables propuestas con respecto a la concentración de hogares beneficiarios de prestaciones resultaron menos evidentes que en el caso de Torrent, a pesar de lo cual muestran una tendencia similar. La variable relativa a la población inmigrada presentó valores particularmente bajos en todos los estadísticos de correlación empleados, lo que podría indicar bien que sus patrones de inserción espacial son menos claros que en el caso de Torrent, bien que las características de los inmigrantes asentados difieren. En general, los resultados sugieren que las desigualdades socioespaciales en este municipio no son tan marcadas, y apuntan nuevamente a que responden a un patrón distinto. A diferencia de Torrent, en Bétera la distribución de la población mayor está vinculada a la de la población en situación de vulnerabilidad socioeconómica ($r = 0,7$, $p < 0,01$), lo que apunta a la existencia de un perfil clave de vulnerabilidad basado en personas mayores con ingresos bajos, entre otros. No obstante, continúa siendo difícil plantear en qué medida es el tamaño poblacional el elemento clave en la diferencia de resultados o, por el contrario, las diferencias responden a otros factores como el modo de inserción en la región geográfica.

Por último, es preciso notar que el empleo del método de agregación de la estimación kernel mejoró notablemente los valores de los estadísticos de asociación espacial con respecto al empleo de la ratio en el caso de Torrent, mientras que en Bétera apenas hubo diferencias destacables, siendo ligeramente superior con este último enfoque para la mayoría de las variables. Teniendo en cuenta la elevada autocorrelación que presenta la distribución espacial de los valores kernel estimados, es fácil que este método aumente los valores de los estadísticos de correlación espacial en regiones con n relativamente elevado de unidades territoriales y homogéneamente repartidas en el espacio; y suceda a la inversa en el caso contrario.

Tabla 1. Valores de los estadísticos de asociación

Variables	Ratio			Promedio kernel		
	r	I _B	L _{X,Y}	r	I _B	L _{X,Y}
Torrent						
Población con ingresos <60% mediana	0,9**	0,43**	0,42*	0,74**	0,6**	0,54**
Prestaciones por desempleo	0,86**	0,35**	0,36*	0,63**	0,49**	0,46**
Población nacida fuera de la UE	0,7**	0,37**	0,38*	0,75**	0,57**	0,56**
Población mayor	0,23	0,29**	0,24**	0,55**	0,56**	0,43**
Bétera						
Población con ingresos <60% mediana	0,78**	0,33*	0,39*	0,43	0,3*	0,25*
Prestaciones por desempleo	0,74**	0,24*	0,34	0,51	0,22	0,2
Población nacida fuera de la UE	0,14	0,06	-0,01	-0,07	0,09	0,05
Población mayor	0,71**	0,25*	0,37*	0,35	0,15	0,17

Nota: *p < 0,05; **p < 0,01

Fuente: elaboración propia

5 Conclusiones

Esta investigación se propuso analizar la distribución espacial de los hogares perceptores de PEI en dos municipios de la Comunidad Valenciana (España) con distintas características sociodemográficas, urbanísticas y territoriales: Torrent y Bétera. Con este propósito, se implementaron distintas técnicas de análisis espacial para identificar la relación que presenta esta distribución con otras características socioeconómicas y demográficas del entorno socio-residencial.

Los resultados obtenidos pusieron de manifiesto que la distribución espacial de los hogares beneficiarios refleja implícitamente la estructura de desigualdades socioespaciales de cada municipio, concentrándose en mayor medida en los vecindarios más vulnerables. En segundo lugar, esta asociación entre la distribución espacial de prestaciones y las características del entorno socio-residencial fue más evidente en Torrent que en Bétera. Resulta complejo establecer, no obstante, en qué medida el tamaño poblacional fue el elemento clave en la diferencia de resultados o, por el contrario, las diferencias responden a otras variables no consideradas en la comparación de casos. A pesar de que este trabajo tuvo un claro propósito comparativo, y los resultados fueron en gran medida los esperables, resulta necesaria la inclusión de un número mayor de casos de estudio para esclarecer la verdadera naturaleza de las diferencias entre municipios o áreas urbanas, según tamaño.

La base del proceso metodológico residió en el uso de datos geolocalizados de hogares perceptores de PEI, procedentes de los registros de los servicios sociales municipales. El uso de datos geolocalizados presenta algunas ventajas frente al mapeo y análisis de datos agregados a unidades territoriales. En esencia, la disposición de microdatos espaciales permite analizar las características territoriales de la distribución de casos con un nivel superior de detalle. El empleo de datos agregados, en determinadas circunstancias, puede conducir a plantear conclusiones espurias, incurriendo en errores del tipo falacia ecológica. Por otra parte, existe el riesgo de asumir que la distribución espacial en el interior de cada unidad territorial sea homogénea o aleatoria. Esto sucede particularmente cuando la unidad de agregación es, en promedio, muy extensa; o cuando existen unidades atípicamente extensas en el conjunto de observaciones. El uso de datos geolocalizados permite sortear estos problemas con éxito y, en última instancia, permite agregar los datos a la escala territorial que se desee.

Es frecuente que los registros administrativos no estén diseñados para su explotación estadística, al menos no más allá de ciertos usos descriptivos básicos; y la información no siempre presenta la disponibilidad que el proceso requiere. Sin embargo, tienen un gran potencial como fuente de datos para el análisis estadístico, ya que admiten la inclusión de información socioeconómica y demográfica de importancia clave totalmente desagregada o, en su caso, agregada únicamente a la unidad de convivencia.

Por otra parte, el impacto social y económico causado por la pandemia de COVID-19 ha puesto de manifiesto la importancia de los esquemas de protección social como mecanismo clave para lidiar con las situaciones de exclusión y vulnerabilidad social más problemáticas. Al igual que en

otros procesos sociales, el territorio no constituye un marco en el que los impactos se distribuyan de manera homogénea. Los municipios, como actores socio-políticos e institucionales relevantes en la vida local, desempeñan un papel en la provisión de bienestar social, y deben ser capaces de manejar la tensión entre autonomía local y equidad espacial (Powell & Boyne, 2001) en el diseño de los programas de bienestar social, siendo capaces de adaptar los niveles de provisión a las necesidades y características locales. El tipo de análisis expuesto en este trabajo puede constituir un punto de referencia a la hora de diseñar propuestas de monitorización del impacto de la crisis en el territorio.

Agradecimientos: La preparación de este artículo ha contado con la financiación del Ayuntamiento de Torrent, en el marco del proyecto "Estudio para la optimización de los Servicios Sociales en Torrent (València)". Asimismo, ha contado con la financiación del Ayuntamiento de Bétera, en el marco de la elaboración del Plan Municipal de Inclusión y Cohesión Social.

Declaración responsable: Los autores declaran que no existe ningún conflicto de interés con relación a la publicación de este artículo. Todos los autores han hecho una contribución intelectual significativa a este estudio. Las tareas se distribuyeron de la siguiente manera. Gallego-Valadés: conceptualización, metodología, material gráfico, redacción-borrador original, redacción-revisión. Ródenas-Rigla: supervisión, conceptualización, redacción-borrador original, redacción-revisión y edición. Garcés-Ferrer: Administración de proyectos, supervisión, conceptualización, redacción - borrador original. Todos los autores aprobaron la versión final.

Bibliografía

- Achebak, H., & Alberich-González, J. A. (2015). Grouping and spatial segregation of Moroccan nationals in Tarragona, 2004-2012. *Documents d'Analisi Geografica*, 61(1), 23-47. <https://doi.org/10.5565/rev/dag.124>
- Achebak, H., Bayona-Carrasco, J., & Valls, A. D. (2017). Moroccan's residential segregation in Spain: A geographic analysis. *Estudios Geograficos*, 78(283), 417-443. <https://doi.org/10.3989/estgeogr.201714>
- Adamiak, C., Szyda, B., Dubownik, A., & García-Álvarez, D. (2019). Airbnb offer in Spain- Spatial analysis of the pattern and determinants of its distribution. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(3). <https://doi.org/10.3390/ijgi8030155>
- Aguilar-Hendrickson, M., & Arriba, A. (2019). Crisis económica y transformaciones de la política de garantía de ingresos mínimos para la población activa. *Panorama social*, 29, 91-103.
- Aguilar-Hendrickson, M., Llobet-Estany, M., & Pérez-Eransus, B. (2012). Los servicios sociales frente a la exclusión. *Zerbitzuan: Gizarte zerbitzuetarako aldizkaria = Revista de servicios sociales* 51, 9-26. <http://dx.doi.org/10.5569/1134-7147/51.01>
- Alguacil-Gómez, J., Camacho-Gutiérrez, J., & Hernández-Ajá, A. (2014). La vulnerabilidad urbana en España. Identificación y evolución de los barrios vulnerables. *Empiria. Revista de metodología de ciencias sociales*, (27), 73-94. <https://doi.org/10.5944/empiria.27.2014.10863>
- Anselin, L. (1995). Local Indicators of Spatial Association—LISA. *Geographical Analysis*, 27(2), 93-115. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x>
- Anselin, L., Syabri, I., & Kho, Y. (2006). GeoDa: An Introduction to Spatial Data Analysis. *Geographical Analysis*, 38(1), 5-22. <https://doi.org/10.1111/j.0016-7363.2005.00671.x>
- Anselin, L., Syabri, I., & Smirnov, O. (2002). *Visualizing multivariate spatial correlation with dynamically linked windows*. Santa Barbara: University of California.
- Arriba, A. (2009). Rentas Mínimas de Inserción de las Comunidades Autónomas: Una visión conjunta de su evolución y alcance. *Gestión y Análisis de Políticas Públicas*, (2), 81-100. <https://doi.org/10.24965/gapp.v0i2.422>
- Arriba, A., & Pérez-Eransus, B. P. (2007). La última red de protección social en España: Prestaciones asistenciales y su activación. *Política y Sociedad*, 44(2), 115-151.

Ayuntamiento de Bétera (2018) *Avance Liquidación 2017*. Retrieved from https://betera.transparencialocal.gob.es/es_ES/categoria/economica/presupuestos/pge

Ayuntamiento de Bétera (2019) *Avance Liquidación 2018*. Retrieved from https://betera.transparencialocal.gob.es/es_ES/categoria/economica/presupuestos/pge

Ayuntamiento de Torrent (2018). *Liquidación del presupuesto 2017*. Retrieved from <http://www.torrent.es/torrentPublic/inicio/serveis/hisenda/infoecofin/comptesanuals/2017.html>

Ayuntamiento de Torrent (2019). *Liquidación del presupuesto 2018*. Retrieved from <http://www.torrent.es/torrentPublic/inicio/serveis/hisenda/infoecofin/comptesanuals/2018>

Baddeley, A., & Turner, R. (2005). spatstat: An R Package for Analyzing Spatial Point Patterns. *Journal of Statistical Software*, 12(1), 1-42. <https://doi.org/10.18637/jss.v012.i06>

Baddeley, A., Rubak, E., & Turner, R. (2016). *Spatial point patterns: Methodology and applications with R*. Chapman & Hall CRC.

Balducci, F. (2021). Mapping the invisibles: Using non-conventional point-level data to analyse residential patterns of deprived people in a mid-sized city. *Urban Studies*, 58(8), 1634-1654. <https://doi.org/10.1177/0042098020914234>

Bayona-Carrasco, J., & Gil-Alonso, F. (2012). Suburbanisation and International Immigration: The Case of the Barcelona Metropolitan Region (1998–2009). *Tijdschrift Voor Economische En Sociale Geografie*, 103(3), 312-329. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9663.2011.00687.x>

Bayona-Carrasco, J., Gil-Alonso, F., Rubiales-Pérez, M., & Pujadas-Rúbies, I. (2018). New Spatial Mobility Patterns in Large Spanish Cities: From the Economic Boom to the Great Recession. *Applied Spatial Analysis and Policy*, 11(2), 287-312. <https://doi.org/10.1007/s12061-017-9222-x>

Bendala, M. D. R. (2019). Pilar social europeo de derechos sociales y prestaciones de renta mínima: especial referencia a la renta mínima de inserción social andaluza. En Bendala, M. D. R. (Dir.), *Problemas actuales de la Seguridad Social en perspectiva internacional*, 161-186. Ediciones Laborum.

Bergantiños-Franco, N., Font-Quiles, R., & Bacigalupe de la Hera, A. (2017). Las rentas mínimas de inserción en época de crisis: ¿Existen diferencias en la respuesta de las comunidades autónomas? *Papers: Revista de Sociología*, 102(3), 399-420.

<http://dx.doi.org/10.5565/rev/papers.2315>

Bivand, R. S., & Wong, D. W. S. (2018). Comparing implementations of global and local indicators of spatial association. *TEST*, 27(3), 716-748. <https://doi.org/10.1007/s11749-018-0599-x>

Bivand, R. S., Pebesma, E., & Gómez-Rubio, V. (2013). *Applied Spatial Data Analysis with R*. Nueva York: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4614-7618-4>

Borja, J., & Castells, M. (1997). *Local y global. La gestión de las ciudades en la era de la información*. Madrid: Taurus.

Cassiers, T., & Kesteloot, C. (2012). Socio-spatial Inequalities and Social Cohesion in European Cities. *Urban Studies*, 49(9), 1909-1924. <https://doi.org/10.1177/0042098012444888>

Cos-Guerra, O., & Usobiaga-Ferrer, E. (2019). Retos metodológicos para estudiar la vulnerabilidad demográfica y residencial a nivel intraurbano ante los cambios en las fuentes estadísticas habituales. *Scripta Nova*, 23. <https://doi.org/10.1344/sn2019.23.21614>

Cruz, H., Moreno, R. M., & Blanco, I. (2017). Crisis, Urban segregation and social innovation in Catalonia. *Partecipazione e Conflitto*, 10(1), 221-245. <https://doi.org/10.1285/i20356609v10i1p221>

Diggle, P. (1983). *Statistical Analysis of Spatial Point Patterns*. Academic Press.

Duin (1976). On the Choice of Smoothing Parameters for Parzen Estimators of Probability Density Functions. *IEEE Transactions on Computers*, C-25(11), 1175-1179. <https://doi.org/10.1109/TC.1976.1674577>

Eugenio-Martín, J. L., Cazorla-Artiles, J. M., & González-Martel, C. (2019). On the determinants of Airbnb location and its spatial distribution. *Tourism Economics*, 25(8), 1224-1244. <https://doi.org/10.1177/1354816618825415>

Fustier-García, N. (2018). ¿Pueden los indicadores existentes medir el impacto de la crisis económica en los servicios sociales básicos? Un análisis de los indicadores en la provincia de Barcelona (2007-2013). *Zerbitzuan: Gizarte zerbitzuetarako aldizkaria = Revista de servicios sociales*, 65, 83-97. <https://doi.org/10.5569/1134-7147.65.07>

Gaete-Fiscella, J. M., & Mena-Martínez, L. (2016). Los roles de los actores de la sociedad de acogida en la integración de las asociaciones de inmigrantes: Una aproximación desde el análisis

de redes sociales. *Migraciones. Publicación del Instituto Universitario de Estudios sobre Migraciones*, 39, 149-181. <https://doi.org/10.14422/mig.i39.y2016.006>

Galeano, J., Valls, A. D., & Coll, A. S. (2017). Crisis económica y pauperización en la región metropolitana de Barcelona: una aproximación demo-espacial utilizando datos de Càritas (2005-2013). *Encrucijadas: Revista Crítica de Ciencias Sociales*, (14), 5. <https://recyt.fecyt.es/index.php/encrucijadas/article/view/79114>

García-Ayllón, S. (2018). Urban transformations as an indicator of unsustainability in the P2P mass tourism phenomenon: The Airbnb Case in Spain through three case studies. *Sustainability (Switzerland)*, 10(8). <https://doi.org/10.3390/su10082933>

García-López, M. A. (2010). Population suburbanization in Barcelona, 1991-2005: Is its spatial structure changing? *Journal of Housing Economics*, 19(2), 119-132. <https://doi.org/10.1016/j.jhe.2010.04.002>

García-López, M. A. (2012). Policentricity and suburbanization in Barcelona. *Architecture, City and Environment*, 18, 55-68. <http://hdl.handle.net/2099/11681>

Gatrell, A. C., Bailey, T. C., Diggle, P. J., & Rowlingson, B. S. (1996). Spatial point pattern analysis and its application in geographical epidemiology. *Transactions of the Institute of British Geographers*, 21(1), 256-274.

González-Pérez, J. M., Vives-Miró, S., & Rullán, O. (2020). Evictions for unpaid rent in the judicial district of Palma (Majorca, Spain): A metropolitan perspective. *Cities*, 97. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2019.102466>

Gutiérrez, A., & Arauzo-Carod, J.-M. (2018). Spatial analysis of clustering of foreclosures in the poorest-quality housing urban areas: Evidence from catalan cities. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(1). <https://doi.org/10.3390/ijgi7010023>

Gutiérrez, A., & Delclòs, X. (2016). The uneven distribution of evictions as new evidence of urban inequality: A spatial analysis approach in two Catalan cities. *Cities*, 56, 101-108. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2016.04.007>

Gutiérrez, A., & Delclòs, X. (2017). Geography of the housing crisis in Catalonia: An overview from the point of view evictions due to foreclosures. *Scripta Nova. Revista Electrónica de Geografía y Ciencias Sociales*, 21. <https://doi.org/10.1344/sn2017.21.17734>

- Gutiérrez, A., & Domènech, A. (2018). The mortgage crisis and evictions in Barcelona: Identifying the determinants of the spatial clustering of foreclosures. *European Planning Studies*, 26(10), 1939-1960. <https://doi.org/10.1080/09654313.2018.1509945>
- Gutiérrez, J., García-Palomares, J. C., Romanillos, G., & Salas-Olmedo, M. H. (2017). The eruption of Airbnb in tourist cities: Comparing spatial patterns of hotels and peer-to-peer accommodation in Barcelona. *Tourism Management*, 62, 278-291. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2017.05.003>
- Habbema, J., Hermans, J., & Van den Broek, K. (1974). A stepwise discriminant analysis program using density estimation. En Bruckmann, G. (Ed.): *COMPSTAT 1974*, 101–110. Viena: Physica Verlag.
- Hernández-Ajá, A., Vázquez-Espí, M., García-Madruga, C., Matesanz-Parellada, Á., Moreno-García, E., Alguacil-Gómez, J., & Camacho-Gutiérrez, J. (2013). Análisis urbanístico de Barrios Vulnerables/Torrent. http://habitat.aq.upm.es/bbv/bbv_108.html
- Iglesias-Pascual, R. (2019). Social discourse, housing search and residential segregation: The social determinants of recent economic migrants' residential mobility in Seville. *Housing Studies*, 34(7), 1163-1188. <https://doi.org/10.1080/02673037.2018.1520817>
- Instituto Geográfico Nacional (2019). *Poblaciones*. Retrieved from <https://centrodedescargas.cnig.es/CentroDescargas/catalogo.do?Serie=NGBES>
- Instituto Nacional de Estadística (2017). *Estadística del Padrón continuo 2016*. Retrieved from https://www.ine.es/dyngs/INEbase/es/operacion.htm?c=Estadistica_C&cid=1254736177012&menu=ultiDatos&idp=1254734710990
- Instituto Nacional de Estadística (2019). *Atlas de Distribución de Renta de los Hogares 2016*. Retrieved from https://www.ine.es/experimental/atlas/experimental_atlas.htm
- Instituto Nacional de Estadística (2020a). *EM1- Estudio piloto de movilidad*. Retrieved from https://www.ine.es/experimental/movilidad/experimental_em1.htm
- Instituto Nacional de Estadística (2020b). *Nomenclátor: Población del Padrón Continuo por Unidad Poblacional 2019*. Retrieved from <https://www.ine.es/nomen2/index.do>
- Juárez, F. O. U., Galán, C. B., & Callejo, C. M. B. (2006). *El urbanismo ante el encuentro de las culturas: La inserción socioespacial del inmigrante en la Comunidad de Madrid*. Madrid: Dirección General de Urbanismo y Planificación Regional, Conserjería de Medio Ambiente y Ordenación Académica.

Kesteloot, C. (2005). Urban socio-spatial configurations and the future of European cities. In: Y. Kazepov (Ed.), *Cities of Europe: Changing Contexts, Local Arrangements and the Challenge to Urban Cohesion* (pp. 123–148). Oxford: Blackwell.

<https://doi.org/10.1002/9780470694046.ch6>

Kulldorff, M. (1997). A spatial scan statistic. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 26(6), 1481-1496. <https://doi.org/10.1080/03610929708831995>

Lagonigro, R., Martori, J. C., & Aparicio, P. (2020). Understanding Airbnb spatial distribution in a southern European city: The case of Barcelona. *Applied Geography*, 115. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2019.102136>

Leal, J. (2004). Segregation and social change in Madrid metropolitan region. *Επιθεώρηση Κοινωνικών Ερευνών*, 113(113), 81-104. <https://doi.org/10.12681/grsr.9219>

Lee, S.-I. (2001). Developing a bivariate spatial association measure: An integration of Pearson's r and Moran's I . *Journal of Geographical Systems*, 3(4), 369-385. <https://doi.org/10.1007/s101090100064>

Lieshout, M. N. M. van, & Baddeley, A. J. (1996). A nonparametric measure of spatial interaction in point patterns. *Statistica Neerlandica*, 50(3), 344-361. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9574.1996.tb01501.x>

López-Villanueva, C., Gil-Alonso, F., Bayona-Carrasco, J., & Thiers, J. (2014). Efectes de la suburbanització i la immigració internacional en l'evolució recent de la fecunditat a Catalunya: Un estudi territorial a escala local. *Documents d'Anàlisi Geogràfica*, 60(3), 0599-0626. <https://doi.org/10.5565/rev/dag.129>

Madariaga, R., Martori, J. C., & Oller, R. (2012). Spatial distribution and inequality of wage income in the Barcelona metropolitan area. *Scripta Nova. Revista Electrónica de Geografía y Ciencias Sociales*, 16.

Maíllo, G. F. (2013). El aumento de la fragilidad de las Rentas Mínimas de Inserción durante la crisis. *Documentación Social*, 166, 169-191.

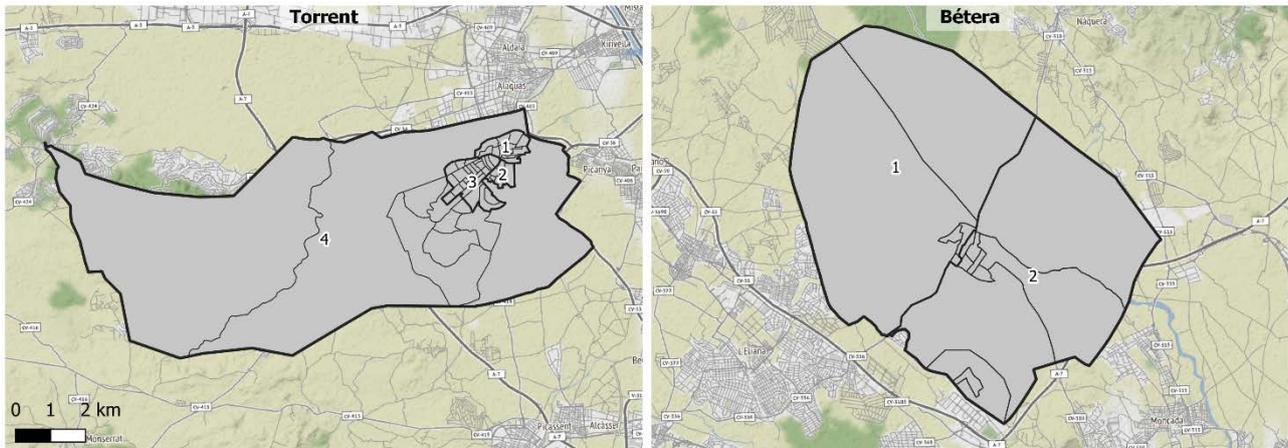
Martínez-López, J. A., Frutos-Balibrea, M. D., & Solano-Lucas, J. C. (2017). Los usos de las prestaciones económicas de la dependencia en el municipio de Murcia. Un estudio de caso. *RES. Revista Española de Sociología*, 26(Extra 3), 97-113. <https://doi.org/10.22325/fes/res.2017.37>

- Martori, J. C., & Hoberg, K. (2008). Nuevas técnicas de estadística espacial para la detección de clusters residenciales de población inmigrante. *Scripta Nova*, 12(256-280). <https://revistes.ub.edu/index.php/ScriptaNova/article/view/1409>
- Martori, J. C., Apparicio, P., & Ngui, A. N. (2016). Understanding Immigrant Population Growth Within Urban Areas: A Spatial Econometric Approach. *Journal of International Migration and Integration*, 17(1), 215-234. <https://doi.org/10.1007/s12134-014-0402-0>
- Ministerio de Fomento. (2018). Áreas urbanas en España 2018. *Constitución, Cuarenta años de las ciudades españolas*. Madrid: Centro de Publicaciones del Ministerio de Fomento.
- Ministerio de Hacienda (2017) CONPREL: Consulta Presupuestos y Liquidaciones de Entidades Locales. Retrieved from <https://serviciostelematicosexh.hacienda.gob.es/SGFAL/CONPREL>
- Ministerio de Hacienda (2018) CONPREL: Consulta Presupuestos y Liquidaciones de Entidades Locales. Retrieved from <https://serviciostelematicosexh.hacienda.gob.es/SGFAL/CONPREL>
- Nel-lo, O. (2018). Hacer la ciudad metropolitana: Segregación residencial y políticas urbanas en el ámbito metropolitano de Barcelona. *Ciudad y territorio: Estudios territoriales*, 198, 697-715.
- Olazabal, E., & Bellet, C. (2019). From the compact city to the sprawled city. Recent urbanisation processes in Spanish urban areas articulated by middle-sized cities. *Anales de Geografía de la Universidad Complutense*, 39(1), 149-175. <https://doi.org/10.5209/aguc.64681>
- Olmos, J. C. C., & Garrido, A. A. (2010). Residential segregation in mixed cities in Spain. The case of Almería. *Drustvena Istrazivanja*, 19(1-2), 161-185.
- Pacheco-Mangas, J., & Hernández-Echegaray, A. (2016). Las prestaciones económicas en los servicios sociales comunitarios de Andalucía. Análisis y reflexiones en torno al modelo actual. *Zerbitzuan: Gizarte zerbitzuetarako aldizkaria = Revista de servicios sociales*, 62, 25-41. <https://doi.org/10.5569/1134-7147.62.03>
- Palacios-García, A. J., & Vidal-Domínguez, M. J. (2014). The intra-urban distribution of immigrants in the Spanish cities: An analysis of cases with GIS and quantitative techniques. *Cuadernos Geográficos*, 53(1), 98-121.
- Powell, M., & Boyne, G. (2001). The spatial strategy of equality and the spatial division of welfare. *Social Policy & Administration*, 35(2), 181-194. <https://doi.org/10.1111/1467-9515.00226>

- Prada-Trigo, J. (2018). When he woke up, the crisis was still there. Consequences of the economic crisis in the city of Madrid and effects on territorial vulnerability. *Geoforum*, 97, 54-65. <https://doi.org/10.1016/j.geoforum.2018.10.012>
- Ripley, B. D. (1988). *Statistical Inference for Spatial Processes*. Cambridge: Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511624131>
- Rubiales-Pérez, M. (2020). Segregación en las metrópolis españolas 2001-2011: Un análisis con detalle territorial. *Documents d'Anàlisi Geogràfica*, 66(1), 83-105.
- Rubiales-Pérez, M., Bayona-Carrasco, J., & Pujadas-Rúbies, I. (2012). Spatial patterns of residential segregation in the metropolitan area of Barcelona: Voluntary segregation of the upper groups. *Scripta Nova*, 16, 741-798. Retrieved from <http://www.ub.es/geocrit/sn/sn-423.htm>
- Rubiales-Pérez, M., Bayona-Carrasco, J., & Pujadas-Rúbies, I. (2013). Spatial distribution of the upper classes in the metropolitan area of Madrid 2001-2011. *Anales de Geografía de la Universidad Complutense*, 33(2), 107-136. <https://doi.org/10.5209/rev-AGUC.2013.v33.n2.43003>
- Salom, J., & Fajardo, F. (2017). Recent changes in the socio-Demographic territorial structure of the metropolitan area of Valencia. *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, 2017(73), 123-147. <https://doi.org/10.21138/bage.2412>
- Sorando, D., & Leal, J. (2019). Distant and unequal: The decline of social mixing in Barcelona and Madrid. *Revista Española de Investigaciones Sociológicas*, 167, 125-148. <https://doi.org/10.5477/cis/reis.167.125>
- Susino, J., & Duque-Calvache, R. (2013). Twenty years of suburbanization in Spain (1981-2001): A profile of its protagonists. *Documents d'Analisi Geografica*, 59(2), 265-290.
- Virto, L. M., Manzano, M. Á., Santos, C., Vázquez, C. de la S., Echegaray, A. H., & Idáñez, M. J. A. (2017). Organización de los servicios sociales municipales en las comunidades autónomas: Cinco estudios de caso. *Zerbitzuan: Gizarte zerbitzuetarako aldizkaria = Revista de servicios sociales*, 63, 5-47. <https://doi.org/10.5569/1134-7147.63.01>
- Vives-Miró, S., González-Pérez, J. M., & Rullán, O. (2015). Home dispossession: The uneven geography of evictions in Palma (Majorca). *DIE ERDE – Journal of the Geographical Society of Berlin*, 146(2-3), 113-126. <https://doi.org/10.12854/erde-146-10>

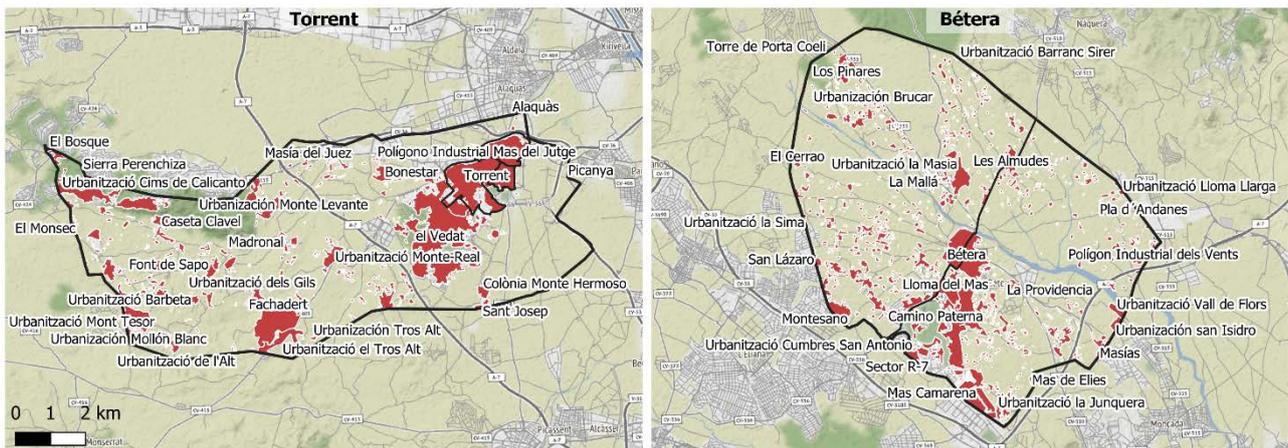
Anexo I

Figura 10. Distritos censales de Torrent y Bétera



Fuente: elaboración propia

Figura 11. Núcleos residenciales de Torrent y Bétera



Fuente: elaboración propia a partir del Instituto Geográfico Nacional (2019)