

Estudios e Investigaciones

EPIDEMIOLOGÍA ESPACIAL DE LA VIOLENCIA DE GÉNERO Y CARACTERÍSTICAS DE LOS BARRIOS: UN ESTUDIO PILOTO EN LA CIUDAD DE VALENCIA

Año 2012-2014

Equipo investigador dirigido por: ENRIQUE GRACIA FUSTER

- Antonio López-Quílez
- Miriam Marco
- Marisol Lila
- Silvia Lladosa
- José Serrano

Universidad de Valencia

NIPO: 685-15-049-6

Exp154/12

Epidemiología espacial de la Violencia de Género y características de los barrios:

Un estudio piloto en la ciudad de Valencia

Referencia: MUJER2012-PI-154

Director:

Enrique Gracia

Colaboradores/as:

Antonio López-Quílez

Miriam Marco

Marisol Lila

Silvia Lladosa

José Serrano



Epidemiología espacial de la Violencia de Género y características de los barrios:

Un estudio piloto en la ciudad de Valencia

Autores:

Enrique Gracia

Departamento de Psicología Social. Universidad de Valencia

Antonio López-Quílez

Departamento de Estadística e Investigación Operativa. Universidad de Valencia

Miriam Marco

Departamento de Psicología Social. Universidad de Valencia

Marisol Lila

Departamento de Psicología Social. Universidad de Valencia

Silvia Lladosa

Departamento de Estadística e Investigación Operativa. Universidad de Valencia

José Serrano

Coordinador del Grupo de Actuación contra los Malos Tratos (GAMA). Policía Local de Valencia.

Índice de contenidos

1. INTRODUCCIÓN TEÓRICA	7
1.1. Violencia de género y características de los vecindarios.....	8
1.2. Acercamientos espaciales en el estudio de la violencia de género y su relación con el vecindario	12
2. OBJETIVOS	17
3. METODOLOGÍA	19
3.1. Área de estudio y muestreo.....	19
3.2. Variables de estudio	22
3.2.1. Variable respuesta	22
3.2.2. Covariables.....	26
3.3. Geolocalización espacial de los datos	29
3.4. Análisis descriptivo de los datos	30
3.5. Análisis factorial	43
3.6. Modelización estadística	45

3.6.1. Estadística espacial	45
3.6.2. Modelos jerárquicos bayesianos.....	46
3.6.3. Modelización y herramientas utilizadas	49
3.6.4. WinBUGS	53
3.6.5. Validación y selección de modelos.....	56
4. RESULTADOS.....	57
4.1. Selección del modelo final	57
4.2 Modelo final	64
5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	73
5.1. Ventajas, limitaciones e implicaciones prácticas	78
6. BIBLIOGRAFÍA.....	83

Índice de figuras

Figura 1. Representación espacial del área metropolitana de la ciudad de Valencia a nivel de sector censal descartando las pedanías	20
Figura 2. Representación espacial del área de estudio final eliminando los sectores censales mayoritariamente despoblados	21
Figura 3. Tasa de incidencia de violencia de género por sector censal (en %1000).....	24
Figura 4. Representación de los casos totales de violencia de pareja en la zona de estudio de la ciudad de Valencia	29
Figura 5. Distribución espacial de la variable Población Extranjera (en %)	32
Figura 6. Distribución espacial de la variable Hoja Familiar de Mujeres con hijos	33
Figura 7. Distribución espacial de la variable Desorden Físico.....	34
Figura 8. Distribución espacial de la variable Actividad Policial.....	35
Figura 9. Distribución espacial de la variable Superficie de Solares (en %)	36
Figura 10. Distribución espacial de la variable Inestabilidad Residencial.....	37
Figura 11. Distribución espacial de la variable Valor Catastral.....	38
Figura 12. Distribución espacial de la variable Turismos de más de 16CVF	39
Figura 13. Distribución espacial de la variable Actividades Financieras	40

Figura 14. Distribución espacial de la variable Nivel Educativo.....	41
Figura 15. Distribución espacial de la variable Actividades Comerciales.....	42
Figura 16. Distribución espacial del Estatus Socioeconómico	44
Figura 17. Distribución a posteriori del Estatus Socioeconómico	65
Figura 18. Distribución a posteriori del Desorden Físico	65
Figura 19. Distribución a posteriori de la Población Extranjera.....	65
Figura 20. Distribución a posteriori de la Actividad Policial.....	65
Figura 21. Distribución a posteriori de la Superficie de Solares.....	66
Figura 22. Distribución espacial del riesgo medio estandarizado de violencia género.	67
Figura 23. Distribución espacial de la probabilidad de RME	68
Figura 24. Distribución espacial del Efecto Espacial.....	70
Figura 25. Distribución espacial de la desviación típica del Efecto Espacial.....	71
Figura 26. Distribución a posteriori del Efecto Espacial	72
Figura 27. Distribución a posteriori del efecto de la Heterogeneidad.....	72

Índice de tablas

Tabla 1. Descriptiva de la edad y valoración policial del riesgo de las víctimas	26
Tabla 2. Distribución de las órdenes de protección por año	26
Tabla 3. Análisis descriptivo de las covariables	30
Tabla 4. Modelo implementado en WinBUGS	55
Tabla 5. Resultados de la regresión de Poisson únicamente con las covariables.....	58
Tabla 6. Resultados del modelo de regresión de Poisson con covariables y efectos aleatorios.....	59
Tabla 7. Probabilidades a posteriori de las variables explicativas en el Modelo 2	60
Tabla 8. Probabilidades a posteriori de las variables en el modelo final	62
Tabla 9. Resultados del modelo definitivo, con covariables y efectos aleatorios	62
Tabla 10. Comparación entre el modelo con todas las covariables y el modelo final...	63

1. INTRODUCCIÓN TEÓRICA

En el año 2013, un informe de la Organización Mundial de la Salud definía la violencia contra la mujer como un “problema de salud pública de proporciones epidémicas, que requiere una acción urgente” (WHO, 2014). Esta definición subraya las graves consecuencias físicas, mentales y sociales que presenta la violencia de género y su gran prevalencia mundial (Campbell, 2002; Ellsberg, Jansen, Heise, Watts y García-Moreno, 2008; Sarkar, 2008). Este informe estimaba una prevalencia de la violencia de pareja contra la mujer del 30% (95% IC = 27.8% al 32.2%). En los países de más altos ingresos, este porcentaje bajaba a un 23.2% (95% IC = 20.2% al 26.2%), pero a pesar de ello sigue siendo una cifra elevada y preocupante. En este sentido, una encuesta de 2014 con datos de los 28 países miembros de la Unión Europea ha estimado que el 22% de las mujeres de más de 15 años habían sufrido una experiencia de violencia física y/o sexual por parte de su actual pareja o de parejas anteriores. Este porcentaje incluso subía al 43% si se tenía en cuenta también la violencia psicológica (European Union Agency for Fundamental Rights, 2014).

La magnitud del problema y las graves consecuencias sociales y de salud para las mujeres, sus hijos y, en definitiva, para toda la comunidad, hacen que sea una prioridad de salud pública. Una mejor comprensión de los factores explicativos que aumentan el riesgo de este tipo de violencia es clave para la mejora de las iniciativas de intervención y prevención.

Aunque la investigación tradicional se ha centrado fundamentalmente en los factores personales y situacionales, la violencia de pareja es un fenómeno complejo cuya comprensión necesita ir más allá de los factores individuales e incluir el entorno social más amplio.

1.1. Violencia de género y características de los vecindarios

Recientemente, un creciente número de investigadores, basándose principalmente en la teoría de la desorganización social y en aproximaciones ecológicas, está reconociendo la importancia de los factores de riesgo más allá de los niveles individual y relacional, y han empezado a explorar el rol de los factores contextuales en la explicación de la violencia de género (Browning, 2002; Pinchevsky y Wright, 2012). Desde estos planteamientos se señala que las características estructurales de los vecindarios tales como la pobreza, la heterogeneidad étnica, la inestabilidad residencial, el desorden, las normas culturales permisivas o una menor eficacia colectiva reducen el control social en el vecindario, lo que favorece problemas sociales como son la incidencia del crimen y la violencia (Maimon y Browning, 2010; Sampson, 2009).

La violencia de género es un tipo de delito de características especiales, ya que ocurre dentro del ámbito familiar, donde es difícil acceder (Gracia y Herrero, 2007); pero a pesar de ello, comparte elementos que permiten situarlo en el marco teórico de la desorganización social. Diversos estudios han comprobado que las mujeres que residen en barrios desfavorecidos (con altos niveles de pobreza, desempleo, desorden social y violencia en general) suelen presentar un mayor riesgo de sufrir violencia de género

(Benson, Fox, DeMaris y Van Wyk, 2003; Cunradi, 2010; Cunradi, Mair, Ponicki y Remer, 2011; Fox y Benson, 2006). En concreto, son aquellas características que postulaba la teoría de la desorganización social relacionadas con la pobreza, el desempleo o el desorden físico o social, y que se pueden definir como condiciones negativas del vecindario, las que aparecen como uno de los predictores más consistentes de la tasas de violencia de pareja, incluso cuando se controlan los niveles individuales (Benson et al., 2003; Cunradi, Caetano, Clark y Schafer, 2000).

Para explicar el nexo entre las condiciones negativas del barrio y la violencia de pareja contra la mujer, se ha propuesto que en comunidades más deprivadas son menos capaces de ejercer control social sobre sus vecinos, puesto que la violencia es considerada una conducta tolerada y aceptada en mayor medida (Taylor, 1997). Igualmente, como indican Sampson y Lauritsen (1994), diversos estudios etnográficos sugieren que las comunidades desorganizadas facilitan la formación de sistemas de actitudes y valores culturales que parecen legitimar o proveer de una base para tolerar la violencia. En estos contextos comunitarios, la violencia se consideraría parte de la vida cotidiana y tiende a no ser castigada, sino tolerada, lo cual incrementa la probabilidad de conductas violentas. Además, la falta de cohesión social o una baja eficacia colectiva debilitarían la capacidad de la comunidad para ejercer control social sobre sus miembros y, por tanto, para regular los niveles de criminalidad y violencia (Sampson, Raudenbush y Earls, 1997). Por otra parte, la falta de recursos, las pobres condiciones socioeconómicas, y altos niveles de exposición al desorden y la violencia en estas comunidades puede incrementar los niveles de estrés en los residentes y el nivel de tolerancia hacia la violencia (en general y hacia la violencia de género), y reducir los

niveles de control social, lo cual facilita la incidencia de este tipo de violencia (Caetano, Ramisetty-Mikler y Harris, 2010; Lila, Gracia y Murgui, 2013; Raghavan, Mennerich, Sexton y James, 2006).

La evidencia respecto a la influencia de los procesos sociales y su conexión con las teorías de la desorganización social es aún muy limitada, pero los estudios disponibles sugieren que así como los lazos sociales, el apoyo entre vecinos y la eficacia colectiva son factores protectores de la violencia en las relaciones de pareja, las normas sociales que aceptan la violencia como forma de relación social pueden incrementar las tasas de violencia de género en estos vecindarios (Browning, 2002; Pinchevsky y Wright, 2012; Wright y Benson, 2011).

La falta de cohesión social supone un hándicap a la hora de aplicar intervenciones, ya que al no existir un control social informal se produce un efecto de inhibición de la denuncia del delito por parte de las víctimas o de intervenir por parte de terceros presentes o conocedores de un caso de violencia de género. Así, Gracia y colaboradores (Gracia y Herrero, 2007; Gracia, Herrero, Lila y Fuente, 2009), comprobaron que la percepción de desorden social en el vecindario estaba asociada con actitudes negativas hacia la denuncia de situaciones de violencia de pareja, con una percepción de la gravedad de estas situaciones menor, mayor aceptabilidad de la violencia, con mayor frecuencia, así como mayor tendencia a culpabilizar a la mujer víctima de violencia.

A pesar de todo, otros estudios ponen en entredicho la validez de las teorías de la desorganización social en la explicación de la violencia de género debido a esas características especiales que la diferencian del resto de delitos (Frye et al., 2012). Algunos autores plantean que el hecho de que sea un delito que se produce

mayoritariamente en entornos privados hace menos probable que los procesos que tienen lugar en el vecindario estén relacionados con el delito (Block y Skogan, 2001). Por otro lado, otros investigadores consideran que no se pueden aplicar los procesos de control social informal y de eficacia colectiva en el fenómeno de la violencia contra la pareja (Frye et al., 2012). A su vez, diversos estudios contradicen en parte la teoría de que la violencia de género se concentra en zonas deprimidas, mostrando cómo ésta no se da únicamente en los vecindarios pobres, sino que es independiente del nivel socioeconómico (Caetano et al., 2010). Otras investigaciones que estudian la relación entre estructuras sociales de los vecindarios como la heterogeneidad étnica o la inestabilidad residencial en la incidencia de violencia en las relaciones de pareja no son concluyentes (Pinchevsky y Wright., 2012).

Recientemente se han publicado dos revisiones sistemáticas que muestran la influencia de los vecindarios en la violencia de pareja, lo cual es señal del interés que están suscitando los factores contextuales. Ambas revisiones sugieren que, en línea con las predicciones de la desorganización social, los factores a nivel de vecindario más comúnmente asociados con la violencia de género en las investigaciones disponibles son las que tienen que ver con las desventajas socioeconómicas del barrio (Beyer, Wallis y Hamberger, 2013; Pinchevsky y Wright, 2012). Estas revisiones sistemáticas, sin embargo, también muestran que las evidencias que vinculan otras características y procesos a nivel de vecindario (por ejemplo, la concentración de inmigrantes, la inestabilidad residencial, los problemas en el barrio y la delincuencia, la eficacia colectiva, los lazos sociales y las normas culturales), con la violencia de género son menos concluyentes.

Las medidas, tipos y severidad de la violencia de género, las definiciones de vecindario, la variedad de medidas y aproximaciones utilizados para mostrar los factores referidos al nivel de vecindario, los tamaños de las muestras o las técnicas de modelización pueden explicar por qué algunos resultados no son consistentes y algunas veces se obtienen resultados contradictorios.

Éste es, por tanto, un tema que genera cierta controversia. Aunque la evidencia empírica tiende a respaldar la aplicación de la teoría de la desorganización social en el ámbito de la violencia contra la pareja, no existe todavía un consenso generalizado (Pinchevsky y Wright, 2012). Es por ello que se requieren estudios novedosos que tengan en cuenta métodos más complejos y que puedan analizar la cuestión desde una perspectiva diferente.

1.2. Acercamientos espaciales en el estudio de la violencia de género y su relación con el vecindario

Desde las ciencias sociales y jurídicas se suelen identificar cuatro dimensiones en el delito (Brantingham y Brantingham, 1981): 1. la dimensión legal (se debe incumplir una ley); 2. la dimensión de la víctima (alguien o algo es objeto del delito); 3. la dimensión del infractor (alguien tiene que cometer el delito); 4. la dimensión espacial (el delito tiene que ocurrir en algún lugar). Esta última dimensión del delito no sólo hace referencia a que el delito tiene inherentemente una cualidad geográfica sino que el delito puede ser además comprendido y explicado mejor cuando se exploran sus componentes geográficos (Chainey y Ratcliffe, 2005). Aunque la dimensión espacial del delito, la

violencia o la conducta criminal que no involucra relaciones íntimas o familiares, ha sido ampliamente estudiada en ámbitos como la criminología o la sociología, el debate sobre la posibilidad de que también exista una dimensión espacial de la violencia en la relaciones íntimas y familiares apenas ha comenzado y la evidencia es todavía escasa.

Los últimos estudios en epidemiología han puesto de relieve la importancia de la distribución espacial en lo que respecta a enfermedades o elementos biológicos. En este campo, la estadística bayesiana ha supuesto un avance a la hora de estudiar las relaciones espaciales que subyacen a estos fenómenos (Best, Richardson y Thomson, 2005; Lawson, 2013). De esta forma, por ejemplo, se puede predecir con bastante fiabilidad el riesgo de padecer una enfermedad dependiendo de la zona donde se viva, así como el riesgo de contagios.

Desde diversas disciplinas científicas se están empezando a implementar estas mismas técnicas con resultados muy prometedores. En este sentido, algunas investigaciones han estudiado la relación espacial subyacente a fenómenos relacionados con crímenes violentos (Haining, Law y Griffith, 2009; Law y Quick, 2013; Sparks, 2011). En este tipo de estudios se ha comprobado que la distribución espacial respecto a delitos violentos no es aleatoria, sino que existen zonas con mayores tasas de crimen, las cuales tienen unas características sociodemográficas asociadas que permiten caracterizar el delito. Por ejemplo, la delincuencia juvenil ha sido asociada con variables como la movilidad residencial, la heterogeneidad étnica y el número de residentes con ayudas sociales (Law y Quick, 2013). En otros estudios los resultados apuntan a que los asaltos violentos se producen en aquellos vecindarios con mayor pobreza, mayor

población inmigrante, y en mayor medida en zonas rurales (Gruenewald, Freisthler, Remer, LaScala y Treno, 2006).

De acuerdo con esta perspectiva, una distribución desigual de los factores de riesgo del vecindario podría dar lugar también a una distribución desigual del riesgo de violencia de género en esas áreas más desfavorecidas. Como los factores de riesgo del nivel de vecindario se agrupan espacialmente y están desigualmente distribuidos dentro de las comunidades, y puede haber otras influencias de la estructura espacial desconocidas en el riesgo, utilizar una aproximación basada en la epidemiología espacial parece especialmente apropiado para el estudio de los efectos del vecindario en las variaciones del riesgo de violencia de género. Como los factores de riesgo del vecindario están normalmente agrupados en el espacio, los métodos de epidemiología espacial permiten examinar con más detalle la influencia de las variaciones geográficas en el riesgo de violencia de pareja.

Aunque cada vez más la literatura está examinando los efectos del vecindario en la violencia de cualquier tipo, el uso de técnicas de análisis espacial y los métodos de “disease mapping” para analizar los patrones espaciales del riesgo de violencia son prácticamente inexistentes. Más aún si nos centramos en la violencia de género. En este ámbito encontramos apenas unos pocos estudios que utilicen una perspectiva espacial (Cunradi, 2010; Li, Kirby, Sigler, Hwang, LaGory y Goldenberg, 2010). No obstante, y a pesar de las características diferenciales de este fenómeno, los estudios disponibles parecen indicar que el estudio del entorno espacial desde un punto de vista epidemiológico puede ofrecer importante información sobre cómo ocurre y qué hay detrás de la violencia contra la pareja. Por ejemplo, Cunradi y colaboradores (Cunradi,

Mair, Ponicki y Remer, 2011) concluyen que la presencia de violencia de género en California está asociada con altos porcentajes de población hispana y altos niveles de pobreza.

El análisis de los patrones espaciales mediante modelos bayesianos es particularmente adecuado para el análisis de áreas pequeñas ya que permite incorporar información geográfica y hacer mapas de los componentes espaciales que expresen el riesgo de las variaciones según el área (Congdon, 2013; Law, Quick y Chan, 2013). Esta aproximación también permite solventar importantes problemas que se presentan cuando se usan conteos en áreas pequeñas como la autocorrelación espacial o la sobredispersión. Otra ventaja de esta aproximación es que tiene en cuenta la influencia de una estructura espacial no observada en las variaciones del riesgo (Matthews, Yang, Hayslett y Ruback, 2010; Zhu, Gorman y Horel, 2006).

Diversas investigaciones están reconociendo cada vez más las ventajas de este tipo de modelos bayesianos para estudiar el crimen y la violencia en general comparado con investigaciones anteriores que utilizan análisis no espaciales u otros no bayesianos, y un pequeño pero creciente número de estudios está empezando a usar dicha aproximación (Law y Quick, 2013; Law et al., 2013; Matthews et al., 2010).

Este tipo de análisis permite identificar patrones significativos y distribuciones desiguales del riesgo de violencia de género, es decir, reconoce los puntos con altas tasas de incidencia. Esto puede contribuir a evaluar las estrategias existentes de prevención e intervención, y dotar de información novedosa para el diseño de mejores estrategias tanto de intervención (teniendo en cuenta las zonas y perfiles de riesgo y de esta forma destinar mayores recursos a las áreas más perjudicadas) como de prevención,

puesto que si se encuentran patrones significativos, se pueden identificar zonas donde sea más probable la aparición de nuevos casos.

2. OBJETIVOS

En este proyecto se propuso desarrollar un estudio piloto, pionero en nuestro entorno, en el que se realizaría un análisis de la epidemiología espacial de casos de violencia de género en la ciudad de Valencia, ciudad donde el equipo investigador se encuentra ubicado, y donde contaba con los recursos imprescindibles para realizar este tipo de investigación.

Este trabajo, por lo tanto, pretende analizar la influencia de las características del nivel de vecindario en las variaciones de pequeñas áreas en el riesgo de violencia de género. Para ello, se usaron datos espaciales de casos de violencia de género y una aproximación bayesiana con efectos aleatorios. Partiendo de la teoría de la desorganización social, se analizó si los patrones espaciales del riesgo de violencia contra la mujer están explicados por los factores de riesgo del nivel de vecindario, incluyendo los datos socioeconómicos y demográficos, así como otros datos relevantes como el desorden del barrio y los niveles de criminalidad. Éste es el primer estudio en nuestro entorno que utiliza una aproximación de modelización bayesiana con efectos aleatorios para analizar la influencia del vecindario en la epidemiología espacial de la violencia de género en una ciudad Europea.

El objetivo general es analizar si la distribución espacial de la violencia de género en los barrios de la ciudad de Valencia sigue un patrón significativo (es decir, si no se distribuye al azar, y se pueden identificar zonas con niveles de riesgo desigual), y si ese

patrón de distribución espacial está vinculado a características de los vecindarios donde residen las víctimas. Para ello, además de los datos geocodificados de los casos de violencia de género, se utilizaron diversas fuentes de información para caracterizar los barrios: datos de los vecindarios obtenidos a partir de las bases de datos de la oficina de estadística del Ayuntamiento de Valencia (datos sociales, demográficos y económicos de los barrios), datos policiales (índices de criminalidad) y datos observacionales (desorden físico en los barrios observados por investigadores). Mediante el tratamiento de este conjunto de datos con herramientas del ámbito de la epidemiología y su análisis con técnicas de estadística espacial se pretendía representar la epidemiología espacial de estos casos de violencia de género y analizar si la distribución espacial de estos casos está asociada a las características definidas a partir de las diversas fuentes de datos utilizadas.

Los objetivos específicos del proyecto son:

1. Geocodificar los datos de todas las órdenes de protección por causa de violencia de género vigentes en la ciudad de Valencia.
2. Representar y analizar espacialmente los casos de violencia de género en los barrios de Valencia (i.e., tasas de incidencia).
3. Analizar y categorizar los barrios de la ciudad de Valencia de acuerdo a las siguientes características: nivel socioeconómico, composición étnica, desorden social y físico, inestabilidad residencial, y niveles de criminalidad.
4. Analizar la relación entre los niveles de incidencia de la violencia de género y las características de los barrios donde residen las víctimas.

3. METODOLOGÍA

En esta investigación se trabajó con casos de violencia contra la pareja en las que la víctima era una mujer. En este apartado se describirá el área de estudio, se definirán las variables de estudio, tanto la variable de interés como las covariables o variables explicativas y cómo se obtuvieron los datos. Por último, se realizará una breve descripción a nivel estadístico de dichas variables y se mostrará una representación espacial de cada una de las variables.

3.1. Área de estudio y muestreo

Para realizar este trabajo nos centramos en el área perteneciente a la ciudad de Valencia, eliminando las diferentes pedanías, por hallarse separadas de la zona urbana y mostrar unas características diferentes al resto, con una mayor proporción de zonas rurales y unos vecindarios que se asemejan más a los propios de poblaciones más pequeñas como pueblos o pequeñas ciudades, que a la población de una ciudad grande como es Valencia. Con el fin de estudiar la distribución de la violencia de pareja en la ciudad se utilizó como unidad de medida el sector censal, que es la unidad más pequeña de la que se dispone información proporcionada por el censo del Ayuntamiento de Valencia.

Trabajar a nivel de barrio ofrecía poca información respecto a las características reales del vecindario, puesto que son áreas muy grandes que comprenden diferente tipo de población y pueden albergar subsecciones muy diferenciadas entre sí. Por ello, el nivel de sector censal es el más adecuado para este tipo de estudio, donde la agregación de datos es menor y se ajusta más a la realidad de la zona. El mapa de Valencia con todos los sectores censales disponibles por el Ayuntamiento está distribuido de la siguiente forma:

Figura 1. *Representación espacial del área metropolitana de la ciudad de Valencia a nivel de sector censal descartando las pedanías*



Como vemos, las áreas centrales de la ciudad tienen una distribución censal más similar, con sectores pequeños y en su mayoría ocupados por viviendas. En cambio, las áreas más periféricas constan de sectores censales más grandes por tener gran parte sin edificar, que constituye zona rural, así como la zona del puerto (zona este del mapa), que apenas consta de población, ya que se trata de zona portuaria. Debido a las diferencias entre los sectores centrales y los sectores más periféricos, se decidió eliminar los sectores censales donde más del 50% de su área constituía zonas sin viviendas, por ser área rural, campos, descampados, etc. De esta manera, el mapa de Valencia con el que se va a trabajar queda como muestra la Figura 2.

Figura 2. *Representación espacial del área de estudio final eliminando los sectores censales mayoritariamente despoblados*



En total, el área de trabajo comprende 552 sectores censales, con una población total de 736.580 habitantes, donde la media de población es de 1.334 personas por sector censal. El sector más pequeño tiene una población de 630 personas y el más grande, de 2.845 personas, según el último censo de 2013.

3.2. Variables de estudio

3.2.1. Variable respuesta

En primer lugar definiremos la variable respuesta o variable de interés que se propuso estudiar. El interés radicaba en estudiar los casos de violencia de pareja contra la mujer en la ciudad de Valencia; para ello, nos centramos en las órdenes de protección abiertas en esta ciudad, descartando aquellos casos ocurridos fuera del área establecida como área de estudio. Las órdenes de protección las gestiona el grupo GAMA (Grupo de Actuación contra los Malos Tratos) de la Policía Local en coordinación con la Policía Nacional y se abren cuando se considera que existe un peligro potencial para la integridad física de la víctima. En estos casos se lleva a cabo una protección especial de la mujer, proporcionada por agentes de policía especializados en materia de violencia de género. Se ha centrado el estudio en los casos que tienen una orden de protección por ser los de mayor relevancia.

Solamente se consideraron los casos donde la víctima era una mujer, puesto que los casos donde la víctima era un varón eran prácticamente inexistentes. Los pocos casos en los que existía una orden de protección contra una mujer, se trataba de una denuncia cruzada, es decir, tanto el hombre como la mujer habían denunciado por malos tratos en

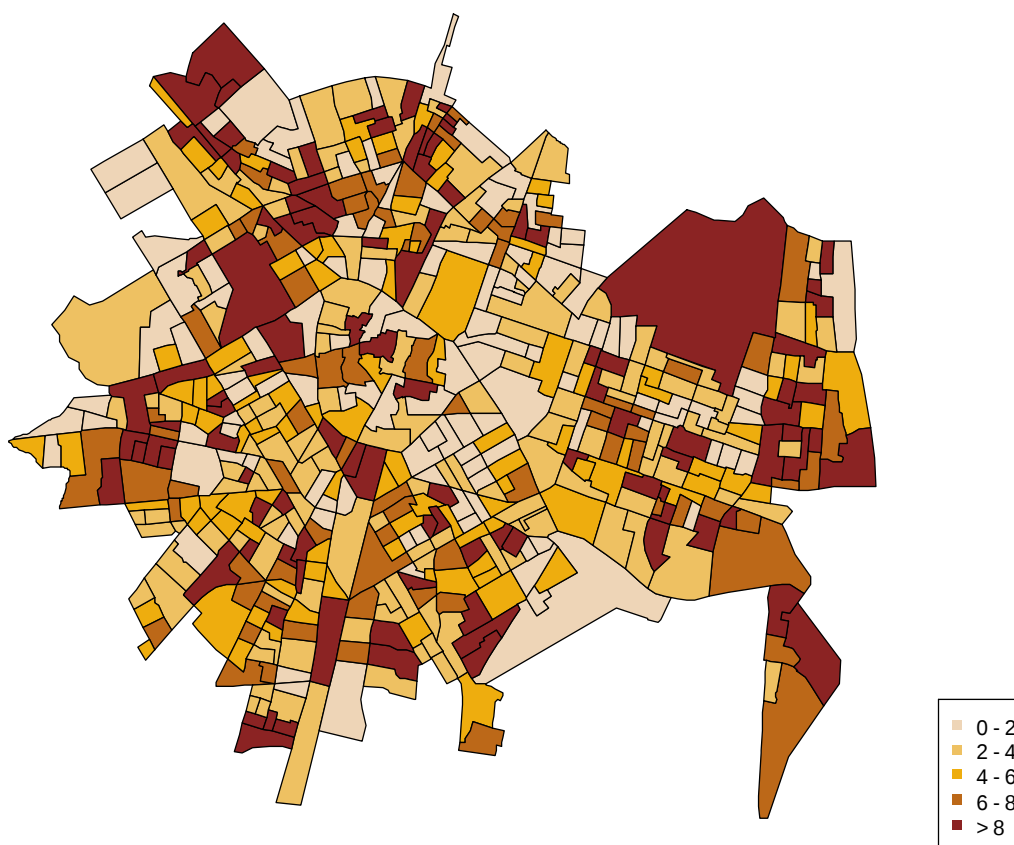
ambas direcciones. Esto hace pensar que, al menos en el caso de las órdenes de protección, la incidencia es mucho más alta cuando la víctima es una mujer que cuando lo es un hombre, y se consideró que era más conveniente estudiar esta problemática por separado para comprender las posibles causas de la violencia contra la mujer.

Se recogió la información de las órdenes de protección ocurridas desde 2011 (año en que se sistematizó la recogida de información por parte de la policía) hasta marzo de 2013 inclusive, puesto que la recogida de datos comenzó a principios de abril del mismo año. La variable sobre la que se trabajó fundamentalmente fue la localización o dirección donde ocurrieron los hechos, pero también se recogió información sociodemográfica (nacionalidad y edad de la víctima) y la valoración inicial del riesgo estimado por la policía. A pesar de que todos los casos que disponen de una orden de protección son casos relevantes que suponen un riesgo para la mujer, como parte del protocolo de recogida, la Policía Nacional proporciona una valoración, según la cual se llevan unas actuaciones de protección u otras. Esta valoración tiene una graduación de 0 a 4, donde 0 es un riesgo no apreciado, 1 riesgo bajo, 2 riesgo medio, 3 riesgo alto y 4 riesgo extremo. Esta valoración se realiza en diferentes ocasiones durante el tiempo que dura la vigencia de la orden de protección, como seguimiento de la gravedad de la situación en la que vive la víctima. Se seleccionó la valoración inicial, que es la que se basa en los hechos que condujeron a la apertura del expediente de la orden de protección. Esta información no se pudo recoger en todos los casos, debido a que es una valoración que realiza la Policía Nacional cuando se tramita la denuncia, y en ocasiones esta información llega un poco más tarde a los archivos de la Policía Local, de donde se extrajeron los datos.

Para mantener el anonimato, se evitó recoger datos personales que pudieran identificar a la víctima, pero sí que se recogió el número del expediente, para en un futuro poder seguir recogiendo datos de nuevas órdenes de protección y tener en cuenta los archivos ya recopilados.

El número de órdenes total desde 2011 hasta marzo de 2013 (fecha en que se comenzó la recogida de información) asciende a un total de 1623 órdenes. Los sectores censales con menor número de casos de violencia de género no muestran ninguna orden de protección, mientras que los que tienen mayor número de órdenes de protección llegan a 14 órdenes por sector censal. En cuanto a la tasa de incidencia por mil (Figura 3), encontramos sectores con un 0 por mil (aquellos con 0 casos), mientras que otros ascienden al 25,04 por mil, con una media de 4,96 por mil.

Figura 3. Tasa de incidencia de violencia de género por sector censal (en %1000)



En cuanto a las características sociodemográficas de las víctimas de violencia contra la pareja, encontramos que la media de edad de estas mujeres es de 34.92, y los casos se distribuyen desde la adolescencia (con un mínimo de 14 años) hasta la vejez (en el caso más extremo, de 90 años). Además, la valoración del riesgo realizada por la policía tiene una media de 0.97 (cuando 1 es riesgo bajo). A pesar de ser una media de riesgo baja, en 69 de los casos la Policía consideró que el riesgo era alto, y en 5 casos consideró que el riesgo era extremo, lo cual es una situación excepcional (Tabla 1).

Por otro lado, en cuanto al año de recogida, vemos que el número de órdenes de protección es similar cada año, con cifras por encima de los 700 casos al año. En 2013 sólo se ha recogido información de 3 meses, pero en proporción el número de órdenes de protección es similar a los datos de los dos años anteriores, considerando que sólo se ha recogido una cuarta parte del año (Tabla 2).

Por último se ha considerado la distribución de las víctimas según su origen. Destaca, en este sentido, que la población de víctimas españolas es del 52.7%, mientras que las de fuera de España ascienden al 47.3%, cuando la media general de población extranjera en Valencia, como vemos en la Tabla 3, es del 13.45%. Se trata, por tanto, de una cifra muy elevada de víctimas extranjeras teniendo en cuenta la proporción de extranjeros que conviven en Valencia. Si además consideramos aquellas víctimas de procedencia latina, observamos que es el 68.6% del total de víctimas extranjeras, lo cual asciende al 32.5% del total.

Tabla 1. *Descriptiva de la edad y valoración policial del riesgo de las víctimas*

Variable	Media	DT	Min.	Máx.
Edad	34.92	11.19	14	90
Valoración Policial del Riesgo	0.97	0.89	0	4

Tabla 2. *Distribución de las órdenes de protección por año*

2011	2012	2013 (hasta marzo inclusive)
46.1%	43.2%	10.7%

Para recoger los datos de las órdenes de protección se acudió a los diferentes retenes de Policía Local de Valencia. En total, se dispuso de la información de los 7 distritos policiales de la ciudad: Tránsitos, Patraix, Ciutat Vella, Marítim, Exposición, Russafa y Abastos. En cada uno de ellos, se entró en contacto con el grupo GAMA y los miembros del equipo nos permitieron el acceso a los expedientes de todos los casos abiertos por violencia contra la mujer y recabar la información necesaria. En todos los retenes, un Policía del grupo nos ayudó a completar la información necesaria.

3.2.2. Covariables

Con el fin de comprender en mayor medida el fenómeno de la violencia de género, se dispuso de dos tipos de variables:

Variables objetivas procedentes del censo: Para extraer información sociodemográfica de cada sección censal, se utilizó la información procedente de la Oficina de Estadística del Ayuntamiento de Valencia. Las variables que se aplicaron para el estudio fueron las siguientes:

- **Valor catastral:** Valor catastral total medio de las viviendas posteriores a 1800 a 01/10/2012.
- **Nivel educativo:** Escala de 1 a 4 compuesta por la media del nivel de estudios de personas de más de 35 años, donde 1 son personas analfabetas, 2 con titulación inferior a graduado escolar, 3 con graduado escolar o equivalente y 4 con estudios superiores.
- **Turismos de más de 16CVF:** porcentaje de turismos de más de 16 caballos de vapor fiscales respecto a la población de cada sector censal.
- **Actividades comerciales:** Porcentaje de actividades en comercio, restaurantes, hostelería y reparaciones respecto al total de actividades a 01/01/2013.
- **Actividades financieras:** Porcentaje de actividades en instituciones financieras y aseguradoras respecto al total de actividades a 01/01/2013.
- **Población extranjera:** porcentaje de concentración de población extranjera (%100).
- **Inestabilidad residencial:** Hace referencia a los movimientos migratorios medidos como la tasa media de movimientos de inmigración y emigración inter e intraurbanos. Es decir, es el cociente resultante de dividir el número de altas y bajas por inmigración y emigración en cada sector censal en un año por la

población total calculada a mitad del mismo expresada en tasa por mil habitantes.

- **Familias uniparentales formadas por una mujer con hijos:** hojas familiares con sólo un adulto mujer y uno o más menores de 16 años a 01/01/2013 respecto al total de hojas familiares.
- **Superficie de solares:** porcentaje de superficie de solares respecto a la superficie total.

Variables observacionales: Las variables estadísticas no pueden recoger toda la información necesaria para comprender un fenómeno tan complejo como la violencia de pareja. Por lo tanto, se dispuso de dos variables observacionales, una realizada por miembros de la Policía Local y otra por miembros del equipo de investigación.

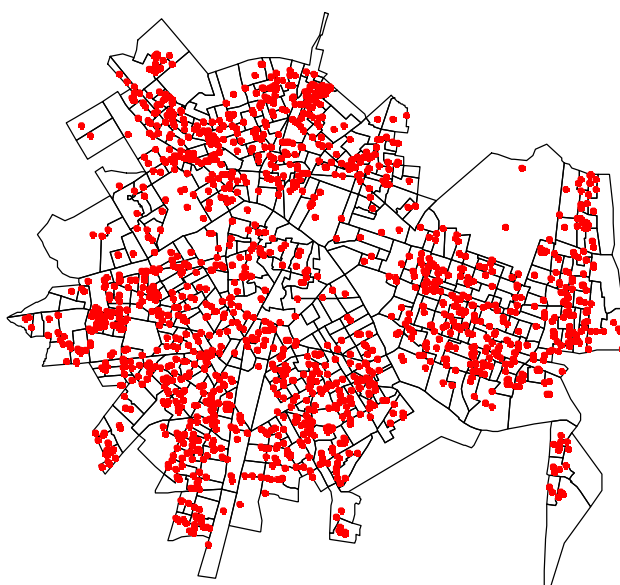
- **Actividad Policial:** Policías Locales de barrio con amplia experiencia en su zona proporcionaron un índice de actividad policial indicativo del nivel de desorden público y el crimen en cada sector censal. Este índice incluye intervenciones en delitos relacionados con drogas y armas, vandalismo, servicios humanitarios por ingesta de alcohol, personas sin hogar, ruidos, peleas, etc. El índice está baremado de 0 (muy bajo) a 4 (muy alto) hasta un total de 20 puntos.
- **Desorden físico:** Dos investigadores entrenados realizaron una observación de cada sector censal y completaron una escala de 13 ítems tipo Likert con 5 puntos de respuesta (de 0 = no presencia, hasta 4 = muy presente), que incluye ítems como basura en las calles, grafitis, casas o locales abandonados, zonas residenciales o de ocio muy deterioradas, etc. Las observaciones se realizaron

durante el horario de actividad comercial (Ver Marco, Gracia, Tomás y López-Quílez, 2015).

3.3. Geocodificación espacial de los datos

Para poder analizar los datos espaciales, utilizando la dirección donde ocurrió cada una de las observaciones de violencia de género, se establecieron las coordenadas geográficas UTM para poder situarlos en el mapa cartográfico. Dicho mapa cartográfico se obtuvo de la Oficina de Estadística del Ayuntamiento de Valencia, y se implementó en el programa R. Por otro lado, para obtener las coordenadas geográficas de cada observación se creó un programa específico en el que tras introducir las direcciones donde ocurrieron los hechos, éste accedía a Google Earth y creaba un fichero en el que aparecían las coordenadas geográficas para ser introducidos en la cartografía y situar los casos en el mapa.

Figura 4. *Representación de los casos totales de violencia de pareja en la zona de estudio de la ciudad de Valencia*



3.4. Análisis descriptivo de los datos

A continuación presentamos una breve descriptiva de los datos, con la media, la desviación típica, el máximo y el mínimo de cada covariable. Por otro lado, se ha representado cada una de las variables en el espacio para observar los patrones que siguen y ver las áreas donde existen valores más elevados.

Tabla 3. Análisis descriptivo de las covariables

Variable	Media	DT	Min	Max
% Población Extranjera	13.45	6.53	1.90	40.20
Unidades familiares mujer + hijos	15.75	8.21	1.00	52.00
Desorden Físico	10.22	5.79	0	30
Actividad Policial	7.161	3.99	0	19
Superficie de solares	1.035	3.11	0	63.71
Inestabilidad Residencial	268.0	87.98	91.1	649.8
Valor Catastral	260.1	74.61	111.5	590.7
Vehículos >16CVF	5.75	3.62	1.30	24.80
Actividades financieras	18.15	7.77	0	43.20
Actividades Comerciales	34.03	9.21	7.50	66.40
Nivel Educativo	3.155	0.33	2.386	3.861

También es interesante conocer cómo se representan espacialmente cada una de las covariables. A continuación se presentan los mapas de cada una de las variables explicativas, que dan una imagen de cuáles son las zonas con mayores valores de las mismas.

En la figura 5 podemos observar cómo la población extranjera no sigue un patrón muy definido. Los valores más altos se concentran en el sureste de la ciudad (que corresponde al barrio de Nazaret), así como algunos sectores del norte y sur de la ciudad. En la figura 6 se muestra la distribución de las hojas familiares con una mujer e hijos. En este caso observamos algunos sectores unidos con valores altos en la periferia.

La variable del desorden físico (Figura 7), por su parte, repite sus puntuaciones altas en el barrio de Nazaret y otros sectores de la mitad oeste de la ciudad. En cambio, la variable Actividad Policial (Figura 8) tiene sus puntos más altos en el norte de la ciudad y en el este.

Figura 5. Distribución espacial de la variable Población Extranjera (en %)

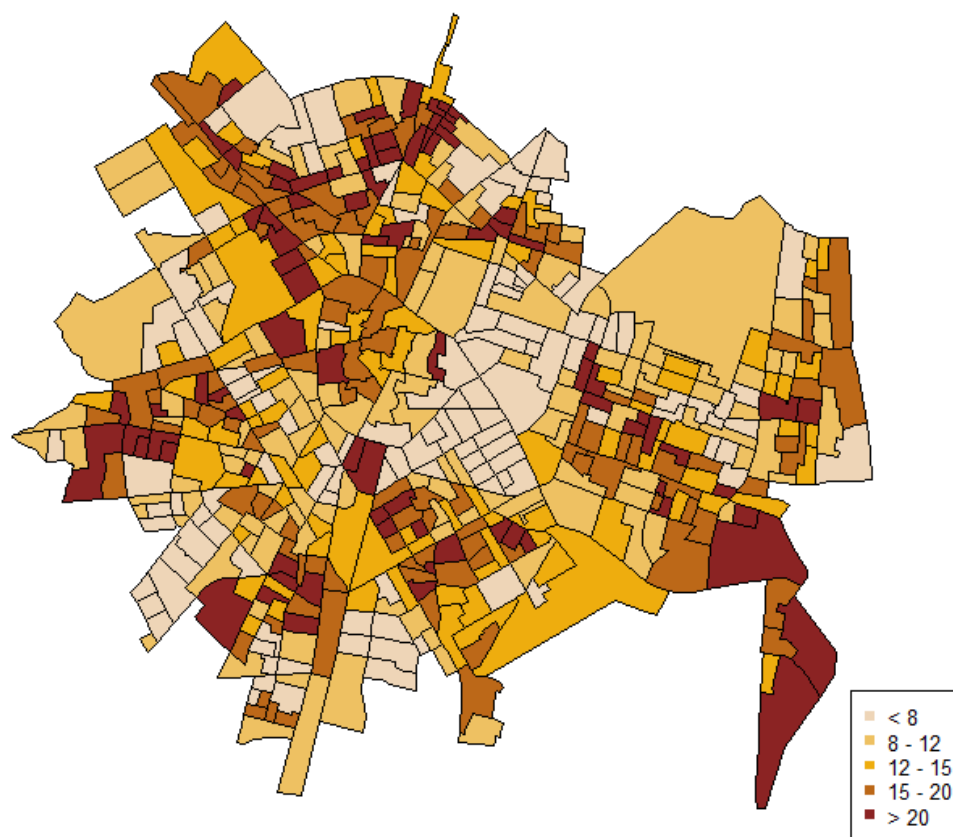


Figura 6. Distribución espacial de la variable Hoja Familiar de Mujeres con hijos

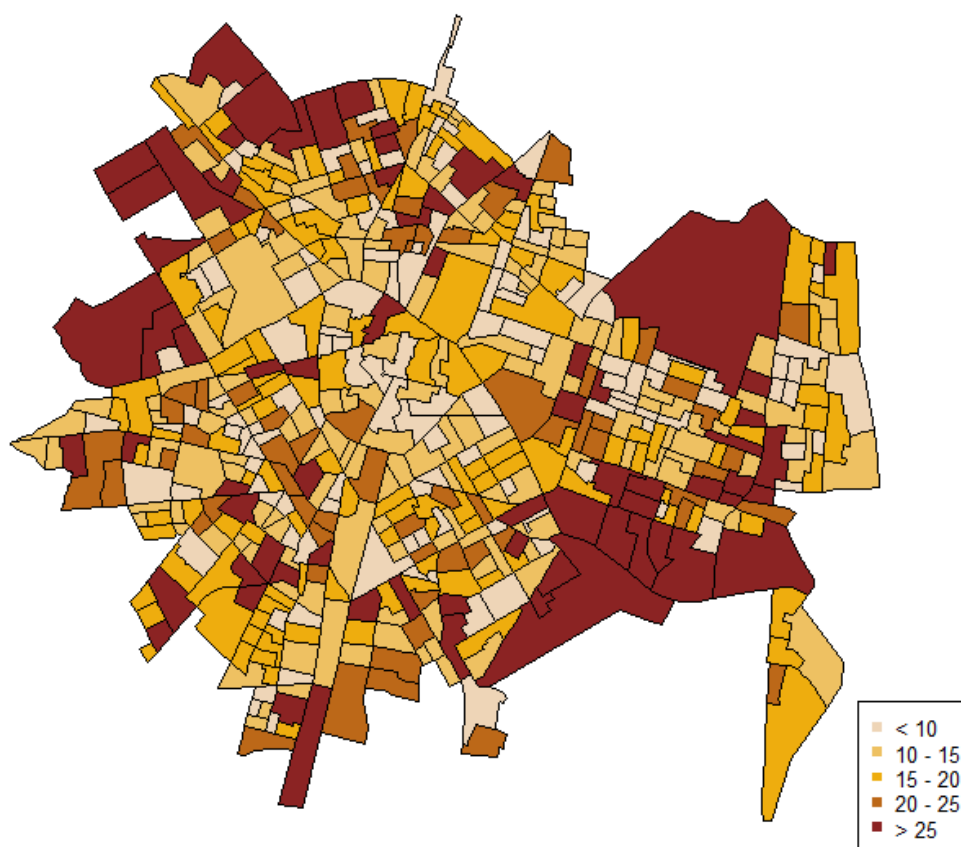


Figura 7. Distribución espacial de la variable Desorden Físico

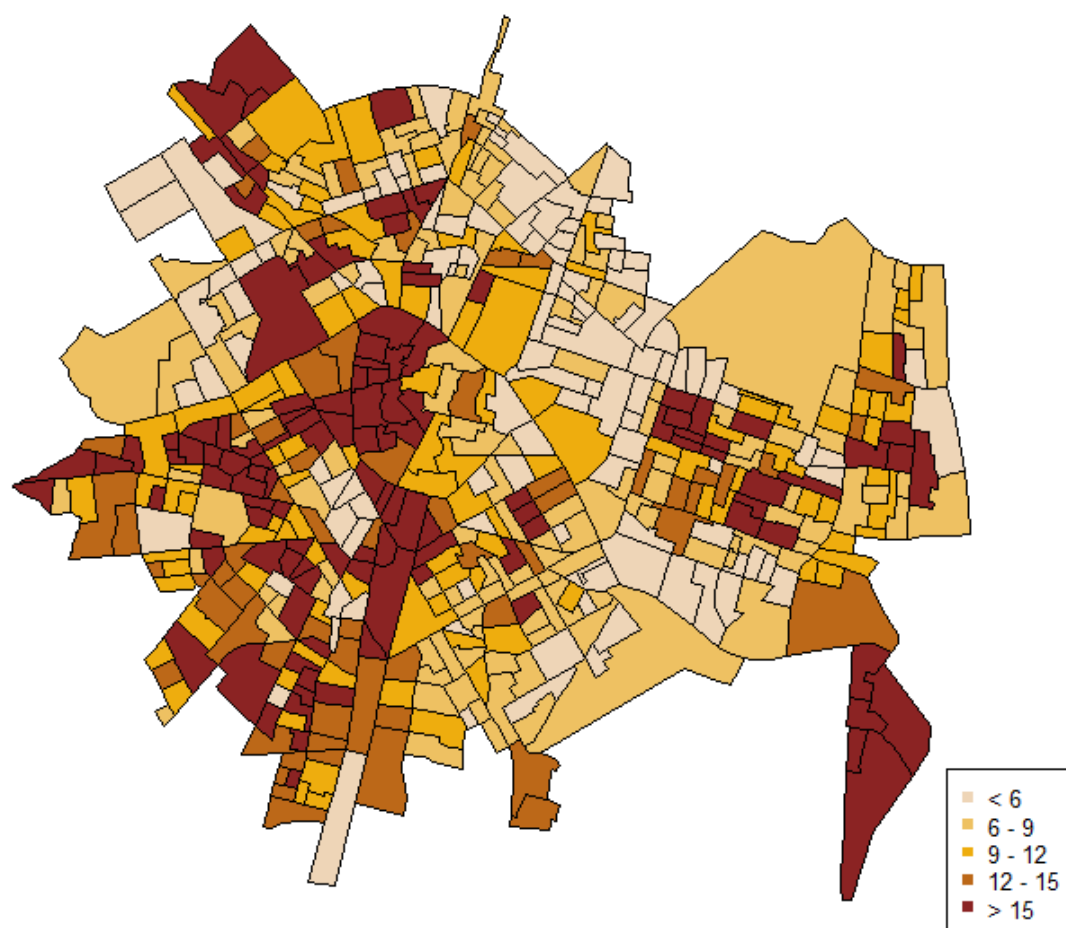
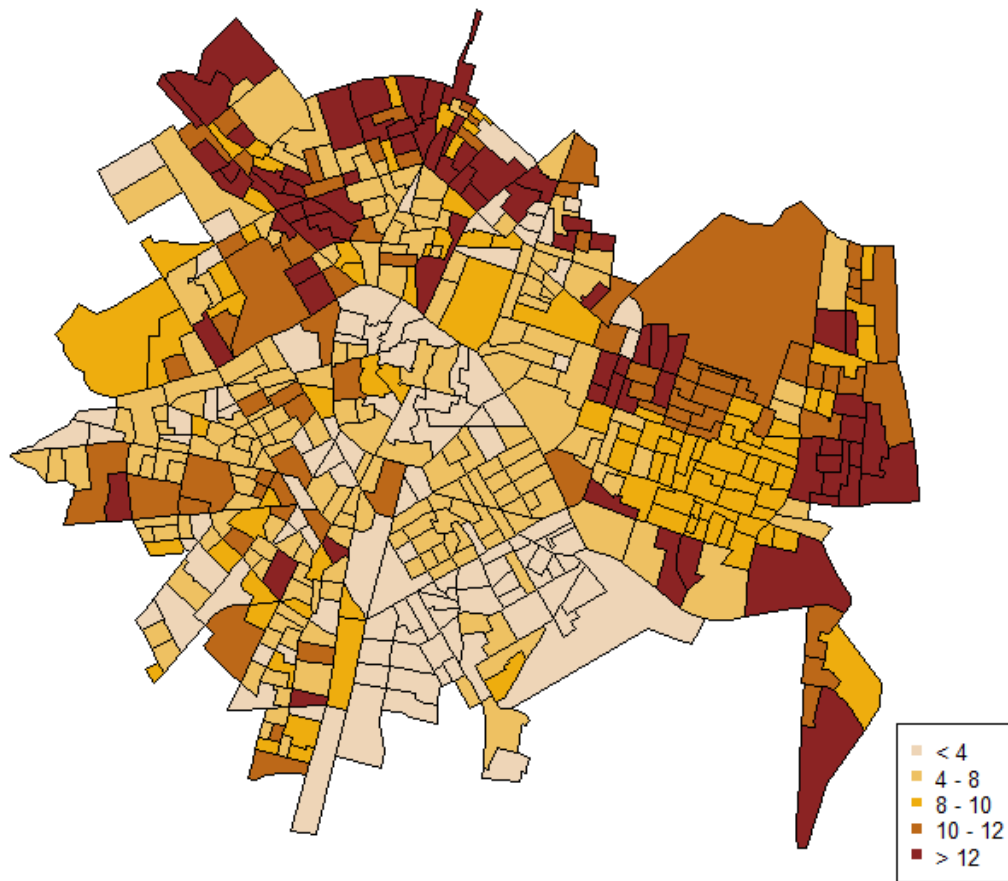


Figura 8. Distribución espacial de la variable Actividad Policial

En cuanto a la variable de la proporción de Solares (Figura 9) no vemos una clara distribución, sino que se distribuye de una forma bastante homogénea por la ciudad de Valencia. Lo mismo ocurre en la Figura 10 (variable de Inestabilidad Residencial), donde los puntos más altos se encuentran en sectores del norte y de nuevo el sureste, pero está bastante repartido.

Figura 9. Distribución espacial de la variable Superficie de Solares (en %)

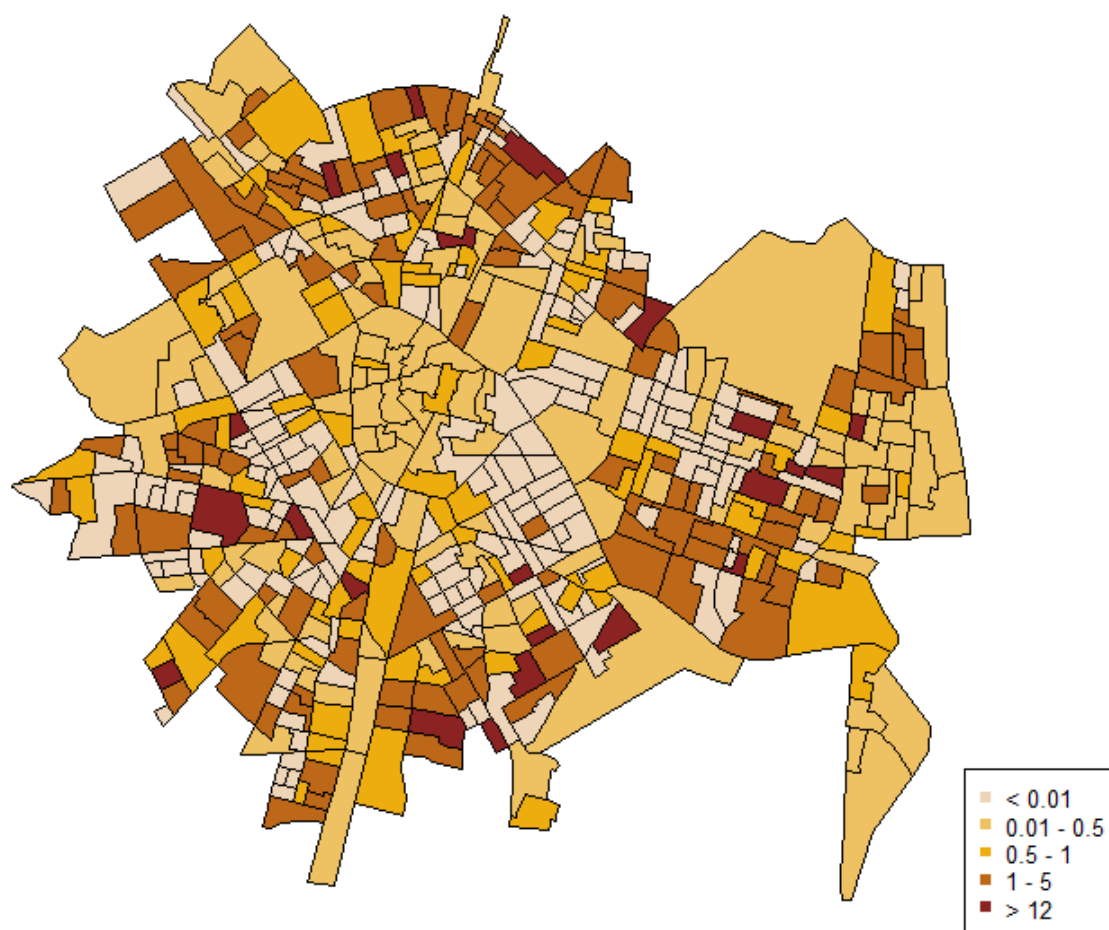
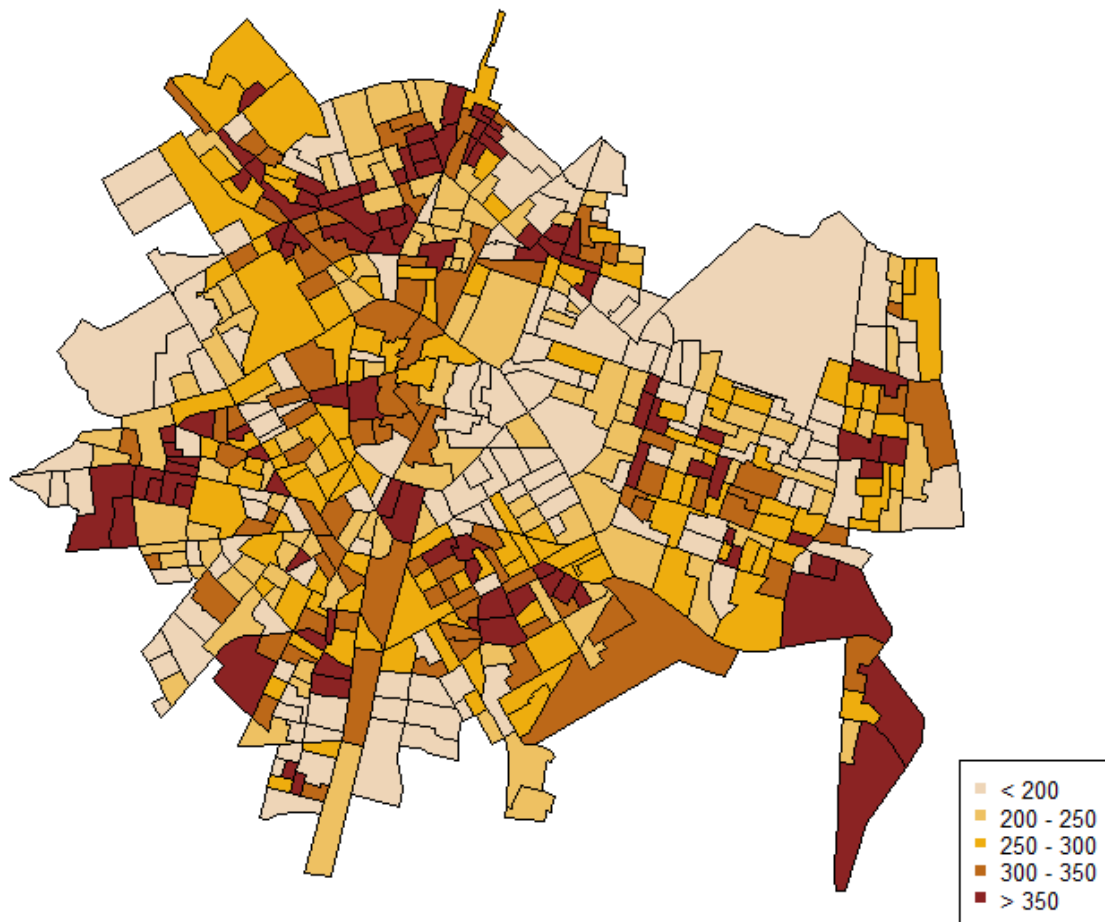


Figura 10. Distribución espacial de la variable Inestabilidad Residencial

Las representaciones más interesantes aparecen en las siguientes variables. En la Figura 11 vemos cómo la variable valor catastral muestra una clara distribución espacial, donde las zonas del centro sobre todo tienen unos mayores niveles. Además, también hay dos zonas importantes en cuanto al alto nivel catastral, que se encuentran en el noroeste y en el sureste. Estas áreas tienen un hito económico importante, puesto que se encuentran junto al Bioparc y la Ciudad de las Artes y las Ciencias

respectivamente. Lo mismo ocurre con los turismos de más de 16CVF (Figura 12) y con las actividades financieras (Figura 13) y el nivel educativo (Figura 14), con una distribución similar que hace pensar que en estas áreas es donde se concentra mayor nivel económico.

Figura 11. *Distribución espacial de la variable Valor Catastral*

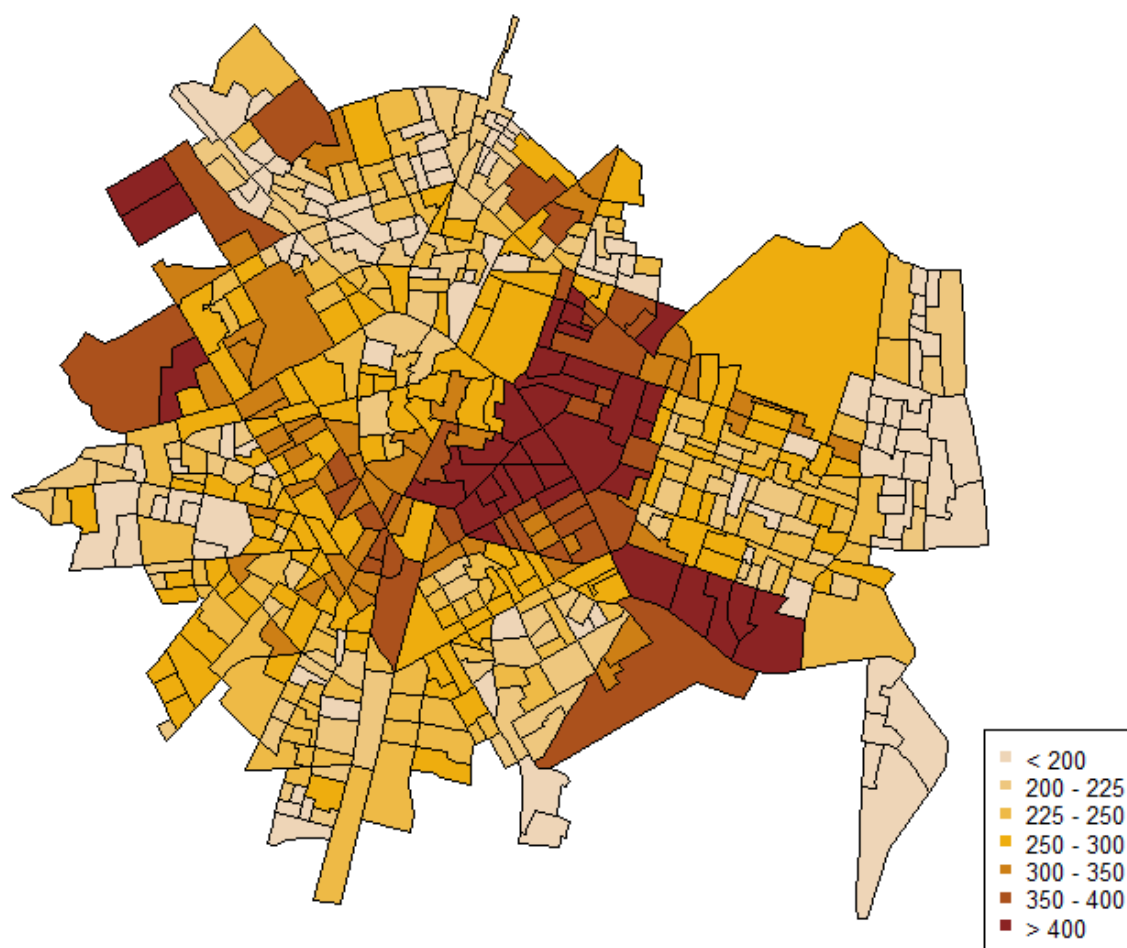


Figura 12. Distribución espacial de la variableTurismos de más de 16CVF

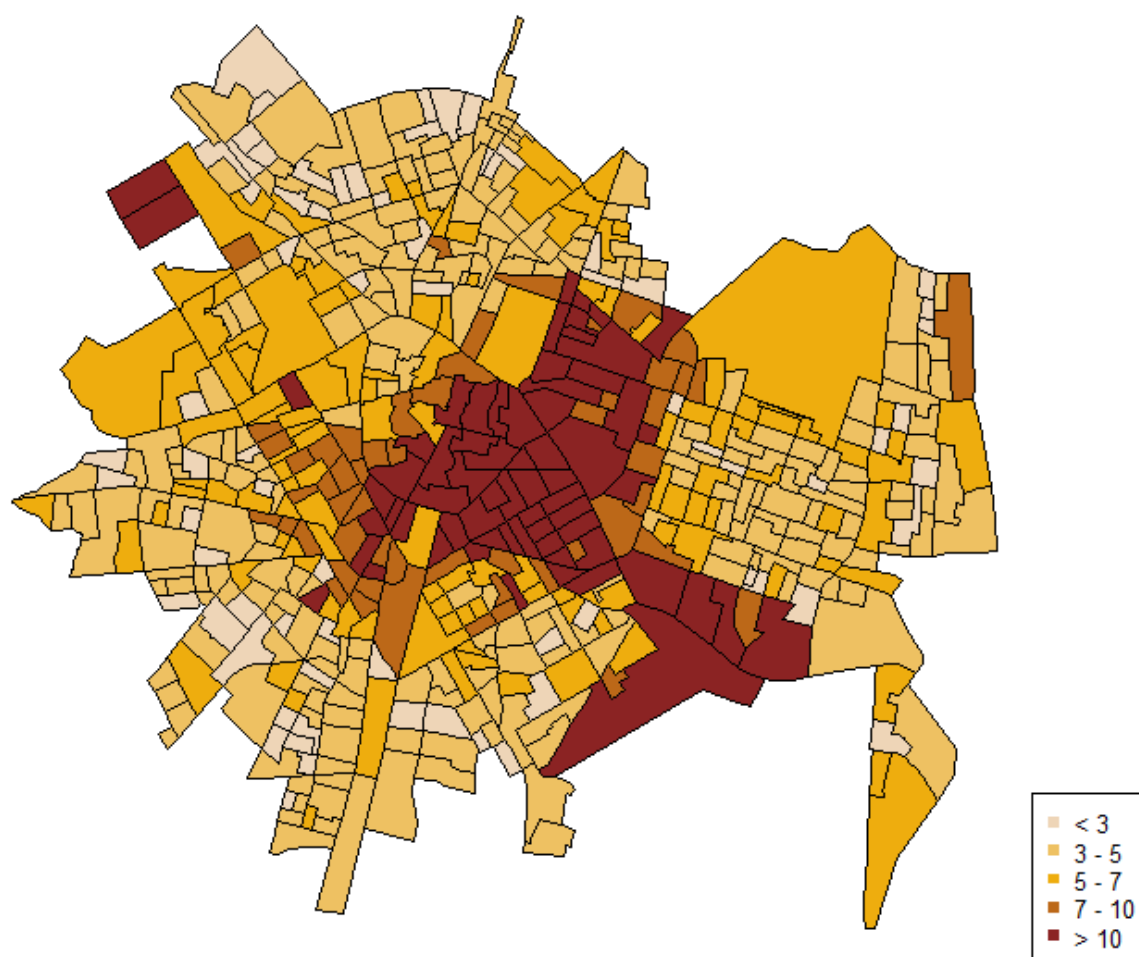


Figura 13. Distribución espacial de la variable Actividades Financieras

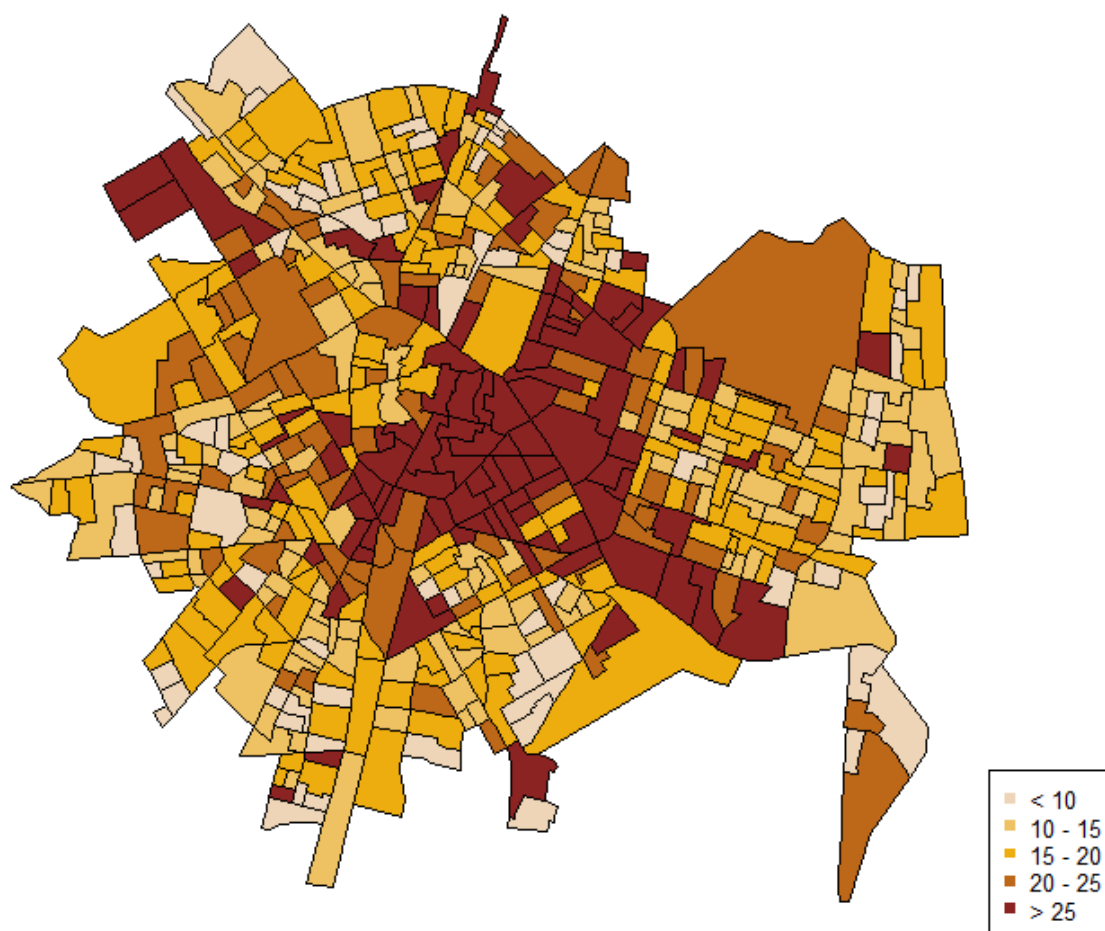
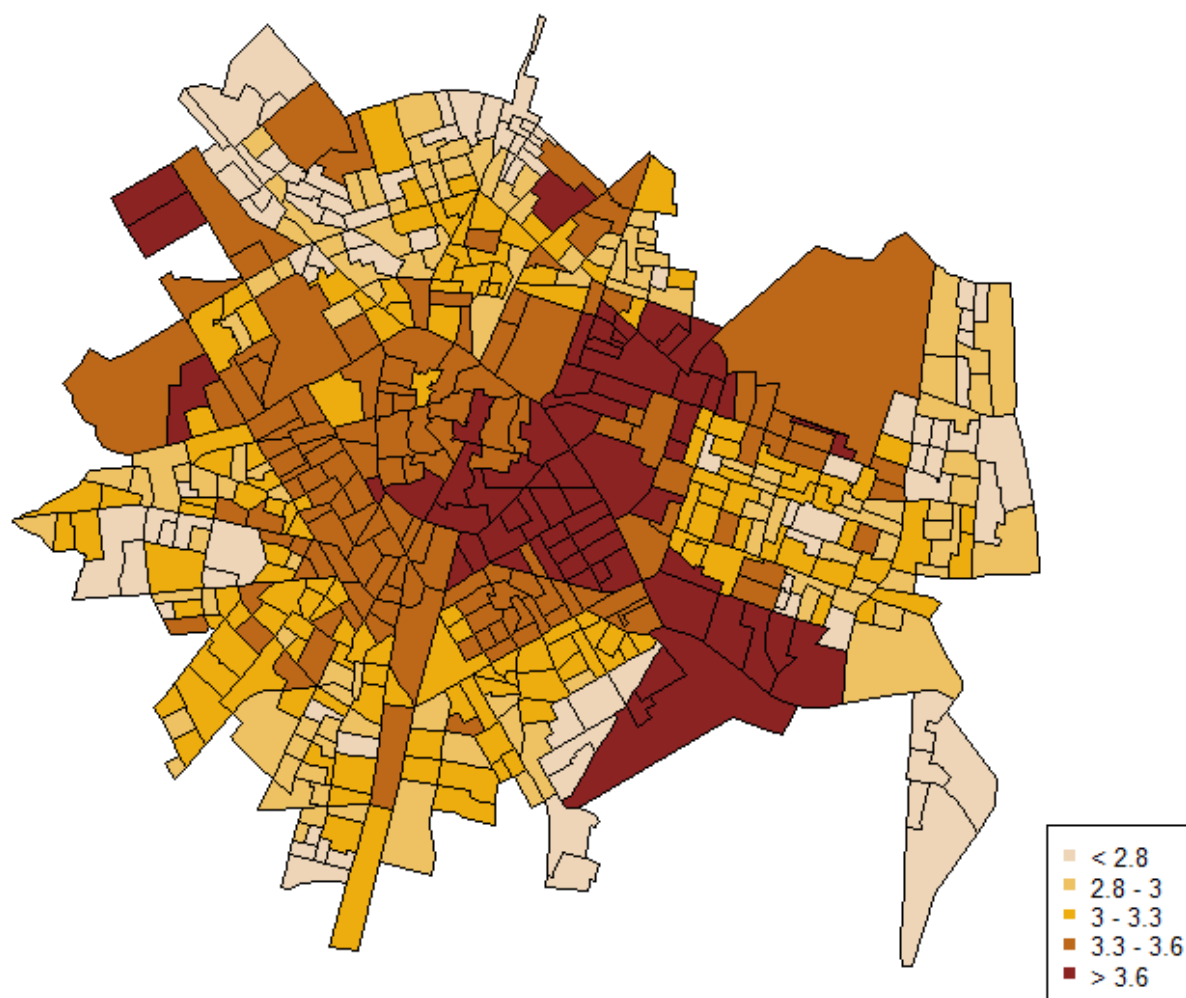
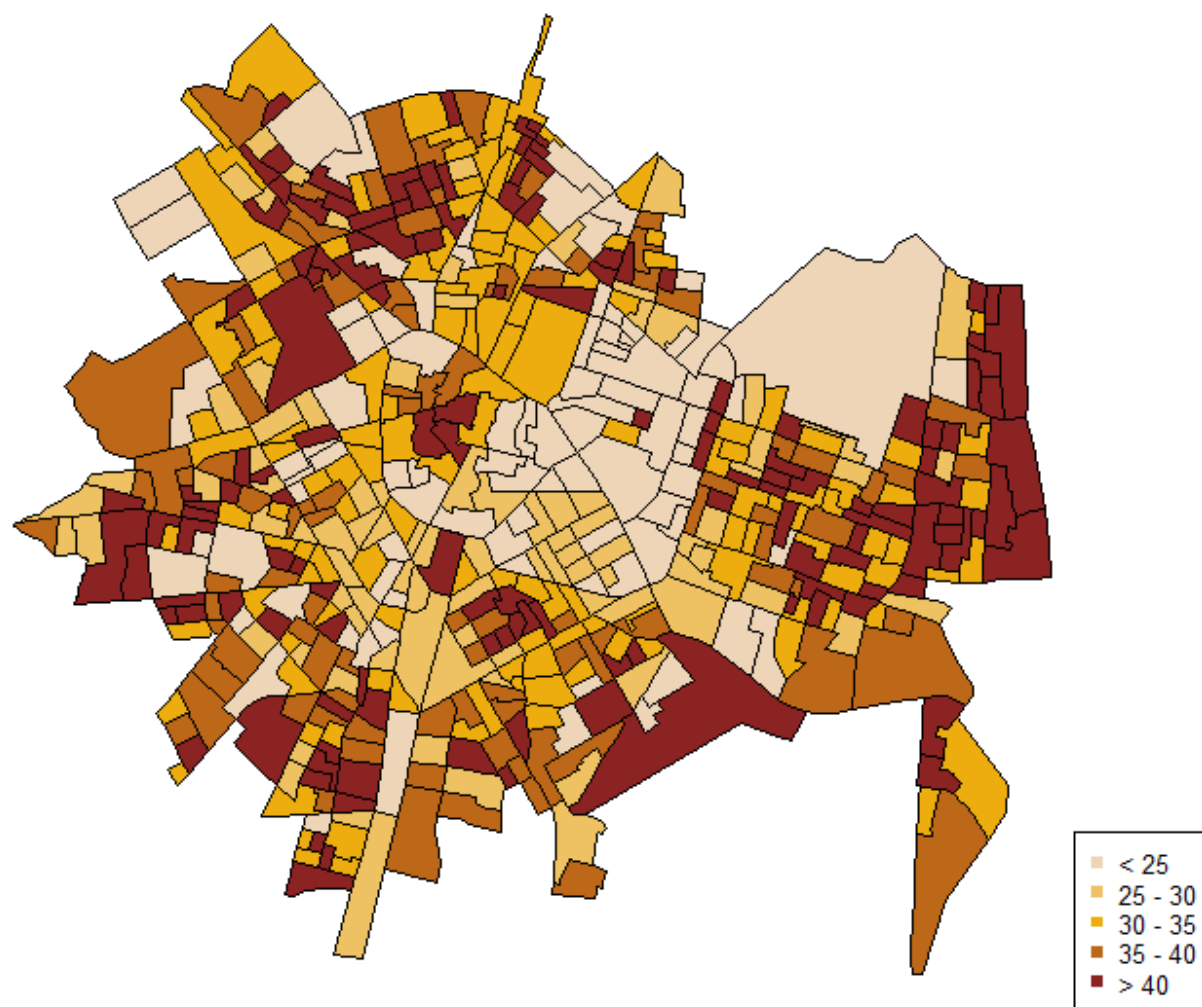


Figura 14. Distribución espacial de la variable Nivel Educativo

No ocurre lo mismo con las actividades comerciales (Figura 15), que muestran una distribución más desigual, alternando sectores con mayor producción comercial con sectores con valores más bajos de comercios.

Figura 15. Distribución espacial de la variable Actividades Comerciales



3.5. Análisis factorial

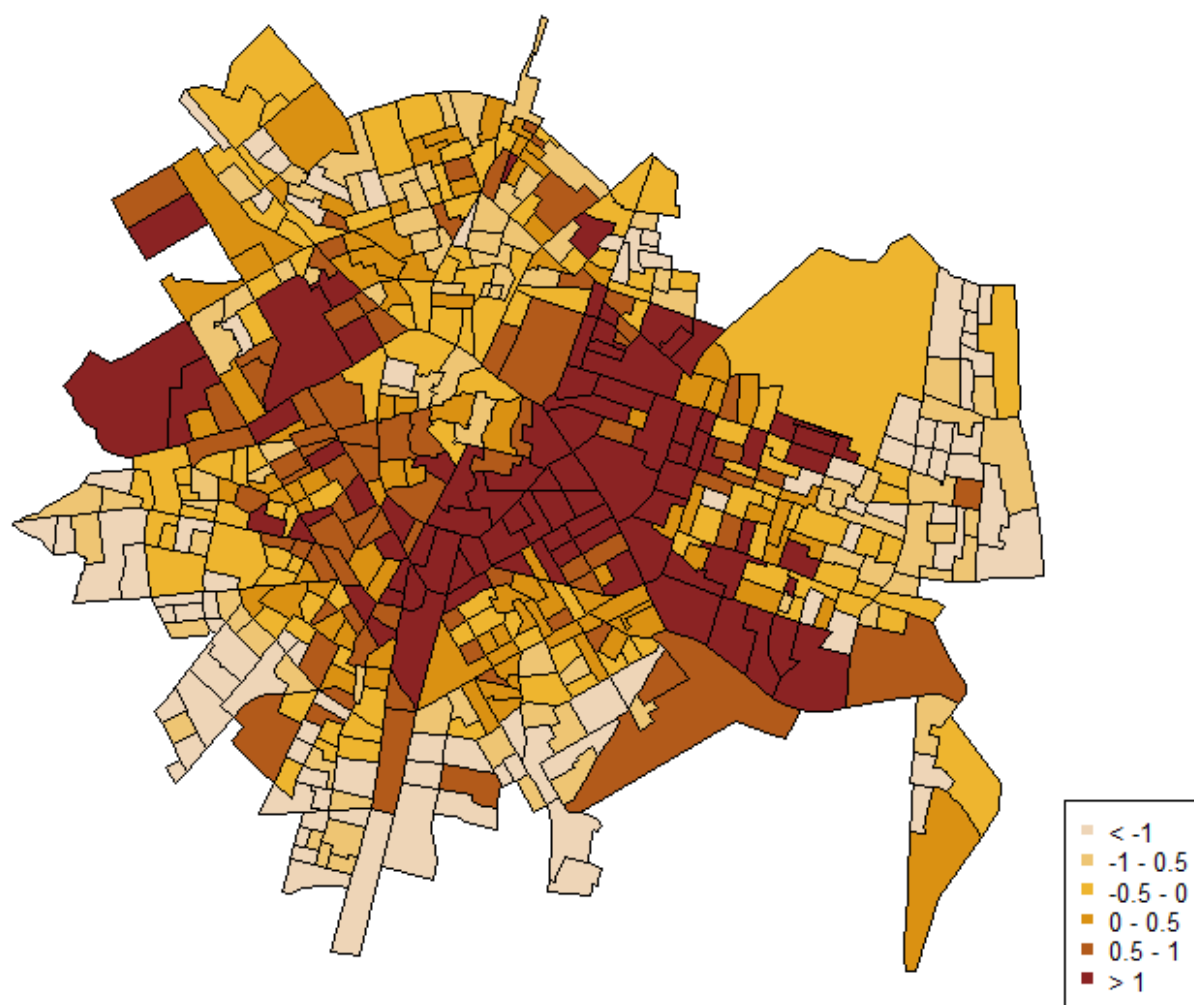
Debido al gran número de variables socioeconómicas y demográficas disponible, se realizó un análisis factorial con tal de reducir dicho número de variables. Para ello, se utilizó un análisis factorial mediante el método de máxima verosimilitud con una rotación oblicua *oblimin*.

Sólo un factor obtuvo un peso importante y significativo para ser incluido en el modelo. Este factor incluía el nivel educativo, el nivel catastral, el porcentaje de turismo de más de 16CVF, las actividades comerciales y las actividades financieras. Todos ellos tenían una correlación positiva con el factor por encima de 0.70, excepto las actividades comerciales que se relacionaban negativamente. Este factor se definió como “estatus socioeconómico”, ya que muestra las características del nivel adquisitivo de la población y su preparación profesional.

El peso del resto de variables en el análisis factorial se consideró despreciable, por lo que estas variables (población extranjera, las familias compuestas por una mujer e hijos, la inestabilidad residencial y la superficie de solares) se introdujeron en el modelo de forma separada sin factorizar.

La distribución del estatus socioeconómico sigue la distribución espacial que muestra la Figura 16. Sus unidades de medida no son fácilmente interpretables puesto que se trata de una variable creada a partir de los pesos de las diferentes variables que la componen en el factor. Sin embargo, podemos decir que hay un área en la zona central de la ciudad de Valencia con un mayor nivel socioeconómico, mientras que las zonas periféricas, sobre todo al sur y al este de la ciudad, tienen unos valores menores.

Figura 16. *Distribución espacial del Estatus Socioeconómico*



3.6. Modelización estadística

En este apartado explicaremos cómo se ha llevado a cabo la modelización estadística utilizada para determinar la ocurrencia de violencia contra la mujer en la pareja en la ciudad de Valencia, y señalaremos de qué manera se ha implementado mediante R y el programa WinBUGS y de qué forma se ha seleccionado el modelo más significativo como modelo final.

3.6.1. Estadística espacial

En este estudio, las observaciones vienen georeferenciadas; es decir, cada orden de protección dispone de las coordenadas geográficas de dónde sucedieron los hechos. Por lo tanto, el tipo de análisis estadístico más adecuado deriva de la Estadística Espacial. Esta rama del estudio estadístico lleva a cabo el análisis de datos que corresponden a la medición de variables aleatorias en diversos lugares de una región (Cressie, 1993).

Dentro del campo de la Estadística Espacial hay diferentes tipos de análisis dependiendo del tipo de datos y el objetivo del estudio. En el caso que nos ocupa, se trata de datos en redes de localizaciones. Esta técnica estadística se aplica al análisis geográfico de observaciones espacialmente distribuidas en una región continua. Los datos procedentes de las redes de localizaciones pueden estar representados por observaciones puntuales o por áreas geográficas, recogiendo únicamente en estas localizaciones el fenómeno observado. En nuestro caso, se trata de este último tipo, donde las áreas geográficas de estudio son los sectores censales, y los datos se agregan en esas zonas (Lawson, 2001).

Este tipo de datos está caracterizado por la relación existente entre las observaciones vecinas, que tienden a estar relacionadas entre sí. Por ello, se establecen unas relaciones de vecindad, que pueden estar construidas mediante criterios de distancia, de proximidad, de contigüidad, etc. Para cada fenómeno definido sobre la red es posible establecer relaciones de vecindad entre las localizaciones (Lawson, 2001).

Este tipo de análisis se ha utilizado mucho en el ámbito de la biomedicina desde el punto de vista del “disease mapping” (es decir, mapa de enfermedades). Desde esta perspectiva, se pueden crear mapas de mortalidad y morbilidad que ayuden al análisis de los fenómenos de salud pública (Waller y Gotway, 2004). Pero además se pueden utilizar análisis ecológicos, donde se estudie la asociación entre la incidencia del fenómeno y ciertas variables explicativas sociales o del entorno. Las variables se definen como características individuales agregadas en una unidad. De ahí la importancia de utilizar una unidad de medida adecuada, lo suficientemente grande para que las estimaciones sean sólidas pero no tanto como para que cada unidad tenga áreas con características muy diferentes. En nuestro caso, la unidad del sector censal es adecuada para nuestros datos y es la mínima unidad agregada con peso para hacer un análisis espacial consistente.

3.6.2. Modelos jerárquicos bayesianos

En este trabajo se ha tenido en cuenta una aproximación bayesiana para el análisis de los datos. Existen dos enfoques a la hora de realizar análisis estadísticos. Por un lado, la estadística frecuentista, o aproximación clásica, se centra en el cálculo de

probabilidades y el contraste de hipótesis. Así, pretende llegar a una conclusión en base al estudio de los datos que está analizando. Los criterios de decisión se fijan antes de este análisis, y permanecen estáticos durante todo el estudio. Por otro lado, el enfoque bayesiano, basado en el Teorema de Bayes, combina la construcción de modelos complejos con la inclusión, en los mismos, de información previa conocida sobre los parámetros (Banerjee, Carlin y Gelfand, 2004). Es decir, las fuentes de información “a priori”, conocidas antes del muestreo de los datos, se transforman en probabilidad “a posteriori”, con la cual se realizará la inferencia.

Este segundo enfoque está siendo cada vez más utilizado desde ámbitos muy diferentes, debido a las ventajas que tiene el poder incluir información previa. Esto supone una mejora respecto a la estadística frecuentista, la cual no puede incluir información previa en sus modelos, y por tanto está muy limitada por los datos (Gelman, Carlin, Stern y Rubin, 1990).

En concreto se va a trabajar con modelos jerárquicos bayesianos. Éstos permiten modelar de forma particular la información a priori descomponiéndola en distintos niveles o capas, de ahí el nombre que reciben, permitiendo así diferenciar entre elementos propios de la estructura del modelo y elementos referentes a información externa. Además de incorporar la incertidumbre sobre los parámetros mediante distribuciones a priori, los modelos jerárquicos permiten la inclusión de efectos aleatorios en alguna de sus capas, como por ejemplo, y en nuestro caso particular, la estructura espacial (Banerjee et al., 2004).

El primer nivel hace referencia a los datos condicionados por el vector aleatorio de los parámetros, que tienen asociada una distribución a priori definida en el segundo

nivel. En el caso de que los parámetros del modelo dependan, a su vez, de otros parámetros (conocidos como hiperparámetros), las distribuciones a priori de éstos se definen en el tercer nivel (Wikle y Hooten, 2006).

Los modelos jerárquicos pueden ser analizados tanto desde un punto de vista frecuentista como desde el bayesiano. La inferencia de estos modelos puede realizarse mediante métodos de máxima verosimilitud, aunque en determinadas circunstancias esto supone un problema, pues no siempre se conoce la verosimilitud de los datos. Por el contrario, la aplicación de técnicas de la inferencia bayesiana basadas en métodos de simulación, permiten calcular las distribuciones a posteriori de los parámetros, lo cual es una de las ventajas importantes que nos hace decantarnos por este tipo de análisis.

Para tener en cuenta el efecto espacial es necesario introducir un efecto aleatorio que determine la autocorrelación espacial. Esto hace referencia a que las tasas encontradas en áreas cercanas están más relacionadas que aquellas áreas que son más distantes. En el caso de estudios sociales, esto puede ocurrir porque las áreas vecinas tienen unas características sociales, económicas y culturales similares. Detectar esta dependencia espacial puede ser muy útil para proporcionar información acerca de la estructura espacial de los datos.

Por otro lado, otro de los efectos aleatorios que se suelen introducir en este tipo de modelos es el de la heterogeneidad o sobredispersión. Este efecto está relacionado con la diferenciación espacial de las unidades geográficas, es decir, los datos no son homogéneos en toda la matriz de datos. Esto surge cuando se trabaja con unidades espaciales en las que un fenómeno se distribuye de manera distinta sobre el espacio. En nuestro caso, trabajamos con sectores censales, y además los datos son números

pequeños. Por lo tanto, si en un sector censal las observaciones de casos de órdenes de protección es 0 mientras que en un sector censal vecino hay 5 observaciones, por ejemplo, podría parecer que la diferencia es muy alta, sin embargo, en las medidas en que nos movemos no es una diferencia tan importante, por lo que debe ser corregido y suavizado por este efecto de sobredispersión.

3.6.3. Modelización y herramientas utilizadas

En nuestro caso particular, nuestra variable dependiente es un conteo (definido como las observaciones o número de órdenes de protección por violencia contra la mujer en las relaciones de pareja); por ello, se asume que dicha variable sigue una distribución de Poisson. Ésta es una distribución de probabilidad discreta y exclusivamente positiva que expresa, a partir de una frecuencia de ocurrencia media, la probabilidad de que ocurra un determinado número de eventos durante cierto periodo de tiempo. Concretamente es útil para calcular la probabilidad de ocurrencia de sucesos con probabilidades muy pequeñas como ocurre en nuestro caso, puesto que la ocurrencia de órdenes de protección es, en todos los casos, cercano a 0 (recordemos que el sector censal con más casos llegaba a 14).

Más específicamente, si O_i representa un conteo de las órdenes de protección en cada uno de los i sectores censales, asumimos que $O_i \sim \text{Poisson}(\lambda_i E_i)$, donde E_i es una cantidad fija que muestra el número de casos esperados de violencia de género en el sector censal i , y λ_i es el riesgo específico en el área i , es decir, la probabilidad de que

ocurra dicho evento en dicha área. Así, la distribución de Poisson de los conteos de casos de violencia de género en los 552 sectores censales, sigue la siguiente forma:

$$y_i|\eta_i \sim \text{Po}(E_i \exp(\eta_i)), \quad i = 1, \dots, 552$$

donde η_i es el logaritmo del riesgo relativo. El logaritmo fue incluido en el modelo como término para controlar las diferencias de tamaño de las diferentes unidades censales.

Pero no sólo nos interesaba estudiar la distribución de los casos de violencia contra la mujer, sino la influencia de las variables explicativas en esta distribución. Para ello, en el modelo más general, se introdujeron todas las variables explicativas, es decir, el estatus socioeconómico, la proporción de población extranjera, las familias compuestas por una mujer con hijos, la inestabilidad residencial, el desorden físico, la actividad policial y la superficie de solares.

Además, para explorar las conexiones entre los efectos de las variables explicativas descritas anteriormente y la autocorrelación espacial así como la sobredispersión, se agregaron dos variables aleatorias usando un modelo de regresión jerárquico de Poisson como se especifica en la ecuación siguiente:

$$\log(\lambda_i) = \alpha + X_i\beta + S_i + H_i, \quad i = 1, \dots, n$$

donde α es la media total (intercepción), β representa el vector de los coeficientes de regresión, X_i es la matriz de covariables en el sector censal i ($i = 1, \dots, n = 552$) y por último S y H son los términos de dos efectos aleatorios que tienen en cuenta la autocorrelación espacial y la sobredispersión respectivamente.

En la Estadística Bayesiana, todos los parámetros están considerados como variables aleatorias y deben ser complementadas con unas asunciones previas apropiadas a través de distribuciones a priori. Siguiendo esta aproximación Bayesiana, los parámetros fueron tratados como variables aleatorias y se incorporó el conocimiento a priori, que toma forma mediante distribuciones previas (Gelman et al., 1990).

Para los efectos fijos de las covariables, β , se utilizaron distribuciones a priori que reflejan muy poco conocimiento (distribuciones poco informativas), en términos de una distribución normal con una gran varianza, distribución muy flexible y que puede adoptar un amplio rango de valores. En nuestro caso se decidió utilizar una distribución $N(0, 100000)$, es decir, con media 0 y varianza de 100000 para cada una de las β . Para la interceptación, o media total del modelo α , el valor que adoptaba era constante, por lo que se consideró adecuado definir como una distribución uniforme impropia.

En cuanto a los datos espaciales, como hemos dicho, generalmente presentan una autocorrelación espacial, esto es, que los valores en puntos cercanos no son independientes entre sí, sino que presentan más parecido que las áreas más alejadas. Este fenómeno puede producir errores ya que los residuos de los modelos no son totalmente independientes. Para solucionar este problema se han desarrollado diferentes métodos para corregir los efectos de la autocorrelación espacial (Clayton y Bernardinelli, 1992). Una alternativa son los modelos autorregresivos condicionales (conditional autoregressive models, CAR), que es el que se decidió utilizar para modelar nuestra componente S, es decir, la autocorrelación espacial en nuestro modelo. Así, se definió como un modelo condicional espacial autorregresivo (CAR) el cual relaciona el valor esperado de cada localización con las observaciones en las localizaciones

adyacentes, es decir, refleja las relaciones espaciales del vecindario (Besag, York y Mollie, 1991). Su distribución se muestra en la ecuación siguiente:

$$S_i|S_{-i} \sim N\left(\frac{1}{n_i} \sum_{j \sim i} S_j, \frac{\sigma_S^2}{n_i}\right)$$

donde n_i es el número de áreas vecinas del sector censal i , S_{-i} indica los valores del vector S exceptuando el término de la componente i , la expresión $j \sim i$ denota todas las unidades j que son vecinas del sector censal i , y σ_S es el parámetro de la desviación típica.

Por su parte, la heterogeneidad, o ausencia de estabilidad en el espacio, se ha definido como un factor aleatorio no estructurado (H). Se consideró adecuado modelar como una variable independiente aleatoria con una distribución normal $N(0, \sigma_H^2)$ por no tener una estructura definida.

Siguiendo la estructura de los modelos jerárquicos bayesianos, es necesario asignar distribuciones previas (o hiperprevias) a los hiperparámetros para los modelos σ_U^2 y σ_S^2 (Waller, Carlin, Xia y Gelfand, 1997). En nuestro caso, se consideró como distribuciones previas de las desviaciones típicas una distribución uniforme: $\sigma_S, \sigma_U \sim U(0,1)$. Es decir, la información previa de la desviación típica del efecto espacial fue definida como una distribución uniforme $\sigma_S \sim U(0,1)$, al igual que la desviación típica del efecto de la heterogeneidad, definido como $\sigma_H \sim U(0,1)$.

3.6.4. WinBUGS

Como se ha señalado anteriormente, se realizó una inferencia completamente bayesiana. Para ello, se modeló utilizando técnicas de simulación por cadenas de Markov Monte Carlo (MCMC). Estos métodos se han mostrado especialmente eficaces a la hora de resolver problemas de cálculo e inferencia que surgen en contextos multidimensionales donde no es posible muestrear directamente (Hastings, 1970). Lo que hace este tipo de técnicas de simulación es generar valores de una variable aleatoria X con distribución de probabilidad $\pi(x)$, típicamente multidimensional. Para ello se simula una cadena de Markov que tiene como distribución estacionaria nuestra distribución objetivo, $\pi(x)$, y tras realizar un número suficientemente grande de iteraciones podemos generar muestras aproximadas de dicha distribución. Es decir, el funcionamiento de este tipo de análisis es realizar cadenas de Markov Monte Carlo (MCMC) que generan múltiples muestras de los parámetros del modelo estadístico (Gilks, Richardson y Spiegelhalter, 1996).

Se generaron un total de 100.000 iteraciones descartando las primeras 10.000 como periodo de burn-in. El burn-in es el proceso mediante el cual se eliminan las iteraciones iniciales (Clark y Gelfand, 2006), ya que la cadena empieza en un punto en el espacio de parámetros que puede estar muy lejos de las probabilidades posteriores, y tomará cierto tiempo que la cadena alcance los parámetros probables y produzca una aproximación razonable de la distribución a posteriori (el periodo estacionario que buscamos). Para comprobar la convergencia de las secuencias simuladas (Cowles y Carlin, 1996) se utilizó el diagnóstico de convergencia $\hat{R}$ (Gelman et al., 1990). Según este criterio, valores de R , también conocido como R_{hat} , cercanos a 1 indican una buena

convergencia. En nuestro caso, en todos los parámetros su valor estaba cerca de 1.0. Se realizó además un análisis de la sensibilidad de las distribuciones a priori de los hiperparámetros para medir la robustez de los resultados. Las distribuciones a posteriori mostraron la consistencia de los resultados, como veremos posteriormente (Tierney, 1994).

Todo ello se implementó a nivel informático mediante la herramienta estadística WinBUGS (Lunn, Thomas, Best y Spiegelhalter, 2000). Este programa consiste en un software flexible para el análisis bayesiano de modelos estadísticos complejos usando métodos MCMC. Este programa puede ser llamado por otros softwares para trabajar desde ellos, de esta forma se puede trabajar con R y llamar a WinBUGS para que realice las modelizaciones bayesianas que posteriormente se mostrarán en un output de R.

A continuación se muestra a modo de ejemplo el modelo más completo, compuesto por las 7 variables explicativas y los dos efectos aleatorios (efecto espacial S y efecto de la heterogeneidad H) implementado en WinBUGS (Tabla 4). Así, se define el modelo y las distribuciones previas de cada una de las variables en el lenguaje propio de WinBUGS, además del riesgo de nuevos casos de violencia de pareja en cada sector ($R[i]$) que nos servirá para hacer una representación posteriormente.

Tabla 4. *Modelo implementado en WinBUGS*

```

□ model

{

for(i in 1:n){

O[i] ~ dpois(mu[i])

log(mu[i]) <- log(E[i]) + alpha + beta[1]*X1[i] + beta[2]*X2[i] + beta[3]*X3[i] + beta[4]*X4[i]+
beta[5]*X5[i] + beta[6]*X6[i] + beta[7]*X7[i] + S[i] + U[i]

R[i] <- exp(alpha + beta[1]*X1[i] + beta[2]*X2[i] + beta[3]*X3[i] + beta[4]*X4[i] + beta[5]*X5[i]
+ beta[6]*X6[i] + beta[7]*X7[i] + S[i] + U[i])

U[i] ~ dnorm(0,prec.u)

}

# Priors:

S[1:n] ~ car.normal(adj[], weights[], num[],prec.s)

prec.s <- pow(sigma.s,-2)

sigma.s ~ dunif(0,1)

prec.u <- pow(sigma.u,-2)

sigma.u ~ dunif(0,1)

alpha ~ dflat()

for(i in 1:7){

beta[i] ~ dnorm(0, 0.00001)

}

}

```

3.6.5. Validación y selección de modelos

En nuestro estudio se hizo uso de un criterio como medida de ajuste del modelo con el que identificar el modelo final con el que realizar inferencia y posteriores predicciones. Dicho criterio es el Deviance Information Criterion (DIC) propuesto por Spiegelhalter et al. (2002) para modelos jerárquicos. El objetivo del DIC es encontrar aquellos modelos que mejor se ajusten a los datos, además de penalizar a los que tengan una elevada complejidad (Spiegelhalter, Best, Carlin y Van der Linde, 2002). Está considerado como una medida de ajuste bayesiano, alternativa al criterio de Akaike (AIC). Según este criterio, aquellos modelos anidados con menor DIC se pueden considerar los mejores modelos posibles.

4. RESULTADOS

En este apartado describiremos los principales resultados obtenidos mediante la modelización de los datos mediante Estadística Espacial siguiendo una aproximación bayesiana. Se realizaron diferentes modelos jerárquicos bayesianos y diversas pruebas para mejorar el modelo final. En este trabajo se muestran los resultados obtenidos.

4.1. Selección del modelo final

Para el análisis de las variables, se examinaron diferentes modelos bayesianos de regresión de Poisson. En un primer paso, se construyó un modelo sin variables aleatorias, únicamente con las covariables (Modelo 1). Los resultados mostraron un DIC de 2158.8 (Tabla 5).

Tabla 5. Resultados de la regresión de Poisson únicamente con las covariables

Variables Explicativas	(Modelo 1)		
	Media	DT	(95% IC)
Interceptación	-1.038	0.166	-1.272, -0.818
Estatus Socioeconómico	-0.153	0.027	-0.205, -0.100
Población Extranjera	0.040	0.006	0.027, 0.059
Familias Mujer +hijos	0.000	0.003	-0.005, 0.006
Inestabilidad Residencial	0.001	0.000	0.000, 0.002
Desorden Físico	0.009	0.004	0.000, 0.002
Actividad Policial	0.020	0.008	0.007, 0.032
Superficie de Solares	0.017	0.007	0.002, 0.030
DIC	2158.8		
pD	7.8		

Posteriormente, se introdujo en el modelo ambas variables aleatorias (U y S) para ver si su inclusión mejoraba el modelo. El modelo 2 incluye todas las covariables, la heterogeneidad y el efecto espacial. Como podemos observar en la Tabla 6, el DIC ha mejorado mucho, disminuyendo en más de 20 unidades ($\text{DIC} = 2138.6$), por lo que podemos decir que los efectos aleatorios son muy significativos en el modelo.

Tabla 6. Resultados del modelo de regresión de Poisson con las covariables y los efectos aleatorios

Variables Explicativas	(Modelo 2)		
	Media	DT	(95% IC)
Interceptación	-1.098	0.134	-1.357, -0.837
Estatus Socioeconómico	-0.150	0.031	-0.206, -0.091
Población Extranjera	0.042	0.008	0.027, 0.059
Familias Mujer +hijos	0.000	0.003	-0.007, 0.007
Inestabilidad Residencial	0.001	0.001	-0.001, 0.002
Desorden Físico	0.009	0.005	-0.001, 0.018
Actividad Policial	0.023	0.008	0.008, 0.039
Superficie de Solares	0.017	0.008	0.001, 0.032
σ_S	0.133	0.082	0.005, 0.306
σ_H	0.246	0.058	0.112, 0.341
DIC	2138.6		
pD	98.4		

No obstante, este modelo es algo complejo por la gran cantidad de variables explicativas que contiene. Para la selección del mejor modelo, es importante intentar reducir las variables hasta conseguir explicar los datos de la forma más simple posible, eliminando las variables que no aportan información relevante al modelo o de alguna forma puedan estar explicadas por otra variable. De esta forma evitamos los posibles

problemas de colinealidad que pueden surgir cuando trabajamos con un exceso de variables.

Para realizar esta reducción de variables, se consideró un criterio de exclusión según el cual fueron descartadas las variables que presentaban una probabilidad a posteriori de ser diferentes a 0 inferiores al 90%. Así, las variables del modelo final muestran una probabilidad superior a un 90% de tener un efecto positivo o negativo con la variable respuesta.

Tabla 7. *Probabilidades a posteriori de las variables explicativas en el Modelo 2*

Variable	Probabilidad a posteriori
Estatus Socioeconómico	1
Población Extranjera	1
Familias Mujer + hijos	0.530
Inestabilidad Residencial	0.864
Desorden Físico	0.991
Actividad Policial	1
Superficie de Solares	0.981

En este sentido, las variables de familias formadas por mujeres y sus hijos y la inestabilidad residencial no mostraron una clara asociación con el riesgo de violencia contra la mujer (Tabla 7). Estas covariables no eran relevantes, por lo que se procedió a eliminarlas del modelo. No se quitó ambas a la vez, sino que se fue probando diferentes modelos extrayendo cada una de ellas, para comprobar que no afectaba significativamente a los valores de los coeficientes y ver las diferencias obtenidas en el DIC.

En la Tabla 9 vemos el mejor modelo obtenido. Si comparamos el DIC entre el Modelo 2 y el Modelo 3, vemos que el segundo muestra un menor valor (2136.5), lo cual señala que tiene un mejor ajuste que el Modelo 2. Por lo tanto, fue elegido este Modelo 3 como modelo definitivo siguiendo el criterio del DIC. Ahora, todas las variables tenían una probabilidad a posteriori superior al 90% de ser diferente de 0 (Tabla 8). Como se muestra en la Tabla 9, el modelo 3 incluye el estatus socioeconómico de la zona, la población extranjera, el desorden físico, la actividad policial y la superficie de solares como variables explicativas relevantes. El primero de ellos, el factor socioeconómico, tiene una asociación negativa con la variable dependiente, mientras que el resto muestran una relación positiva.

Tabla 8. Probabilidades a posteriori de las variables en el modelo final

	Probabilidad a posteriori
Estatus Socioeconómico	1
Población Extranjera	1
Desorden Físico	0.9590818
Actividad Policial	0.999002
Superficie de Solares	0.9750499

Tabla 9. Resultados del modelo definitivo, con las covariables y los dos efectos aleatorios

Variables Explicativas	(Modelo 3)		
	Media	DT	(95% IC)
Interceptación	-1.036	0.097	-1.225, -0.842
Estatus Socioeconómico	-0.151	0.031	-0.208, -0.090
Población Extranjera	0.049	0.004	0.041, 0.057
Desorden Físico	0.009	0.005	-0.001, 0.019
Actividad Policial	0.023	0.008	0.008, 0.038
Superficie de Solares	0.016	0.008	0.000, 0.031
σ_S	0.129	0.082	0.004, 0.306
σ_H	0.247	0.052	0.137, 0.337
DIC	2136.5		
pD	96.9		

En la Tabla 10 podemos ver juntos los Modelos 2 y 3 con tal de poder compararlos de forma sencilla:

Tabla 10. Comparación entre el modelo con todas las covariables y el modelo final

Variables Explicativas	(Modelo 2)	(Modelo 3)
	Media; DT (95% IC)	Media; DT (95% IC)
Interceptación	-1.098; 0.134 (-1.357, -0.837)	-1.036; 0.097 (-1.225, -0.842)
Condiciones Económicas	-0.150; 0.031 (-0.206, -0.091)	-0.151; 0.031 (-0.208, -0.090)
Población Extranjera	0.042; 0.008 (0.027, 0.059)	0.049; 0.004 (0.041, 0.057)
Familias Mujer +hijos	0.000; 0.003 (-0.007, 0.007)	--
Inestabilidad Residencial	0.001; 0.001 (-0.001, 0.002)	--
Desorden Físico	0.009; 0.005 (-0.001, 0.018)	0.009; 0.005 (-0.001, 0.019)
Actividad Policial	0.023; 0.008 (0.008, 0.039)	0.023; 0.008 (0.008, 0.038)
Superficie de Solares	0.017; 0.008 (0.001, 0.032)	0.016; 0.008 (0.000, 0.031)
σ_s	0.133; 0.082 (0.005, 0.306)	0.129; 0.082 (0.004, 0.306)
σ_H	0.246; 0.058 (0.112, 0.341)	0.247; 0.052 (0.137, 0.337)
DIC	2138.6	2136.5
pD	98.4	96.9

4.2. Modelo final

Una vez elegido el modelo definitivo, estudiaremos sus resultados y lo que suponen para el fenómeno de estudio.

Los resultados obtenidos en el Modelo 3 indican que el riesgo de violencia contra la mujer en las relaciones de pareja es mayor en áreas con un estatus socioeconómico bajo, un mayor porcentaje de inmigrantes, un alto desorden físico, mayor porcentaje de solares (que también es un indicador del desorden físico y la decadencia del vecindario) y altos valores de actividad policial (que sirve como indicador del desorden público y el crimen).

Se han representado además las probabilidades a posteriori de cada una de las variables (Figura 17 a Figura 21). Podemos observar que en todos los casos la probabilidad de estar por encima o por debajo de 0 es muy alta (la probabilidad más pequeña está por encima del 95% en el caso del desorden físico). En el caso del estatus socioeconómico y el porcentaje de población extranjera, la probabilidad es incluso del 100% (en el primer caso, de estar por debajo de 0, y en el segundo, de estar por encima).

Figura 17. Distribución a posteriori del Estatus Socioeconómico

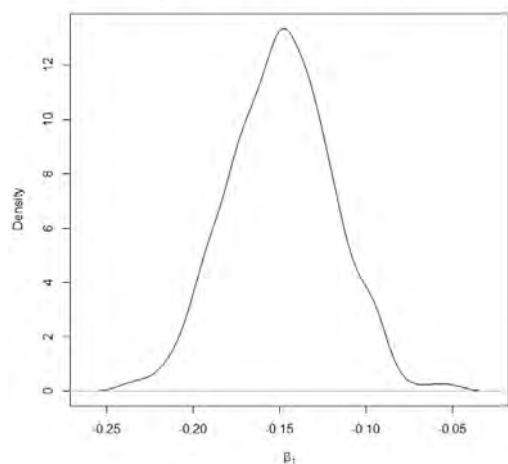


Figura 18. Distribución a posteriori del Desorden Físico

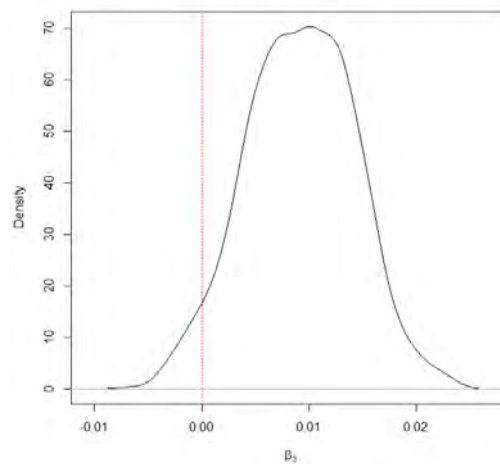


Figura 19. Distribución a posteriori de la Población Extranjera

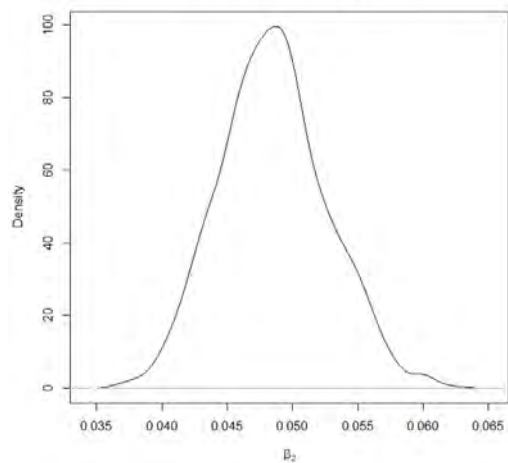


Figura 20. Distribución a posteriori de la Actividad Policial

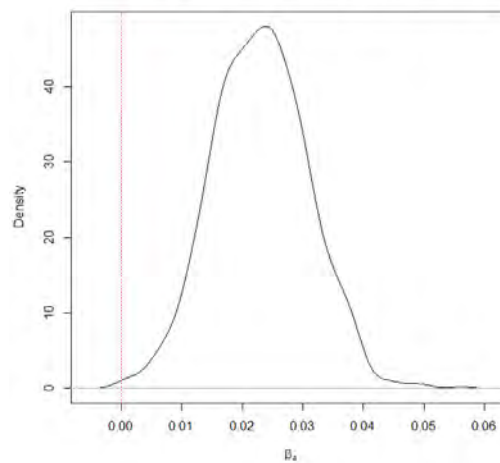
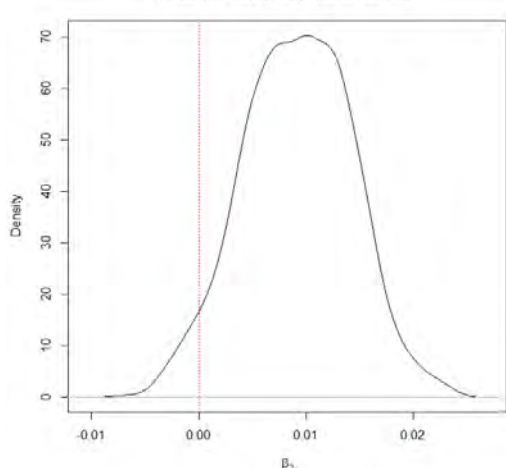


Figura 21. *Distribución a posteriori de la Superficie de Solares*



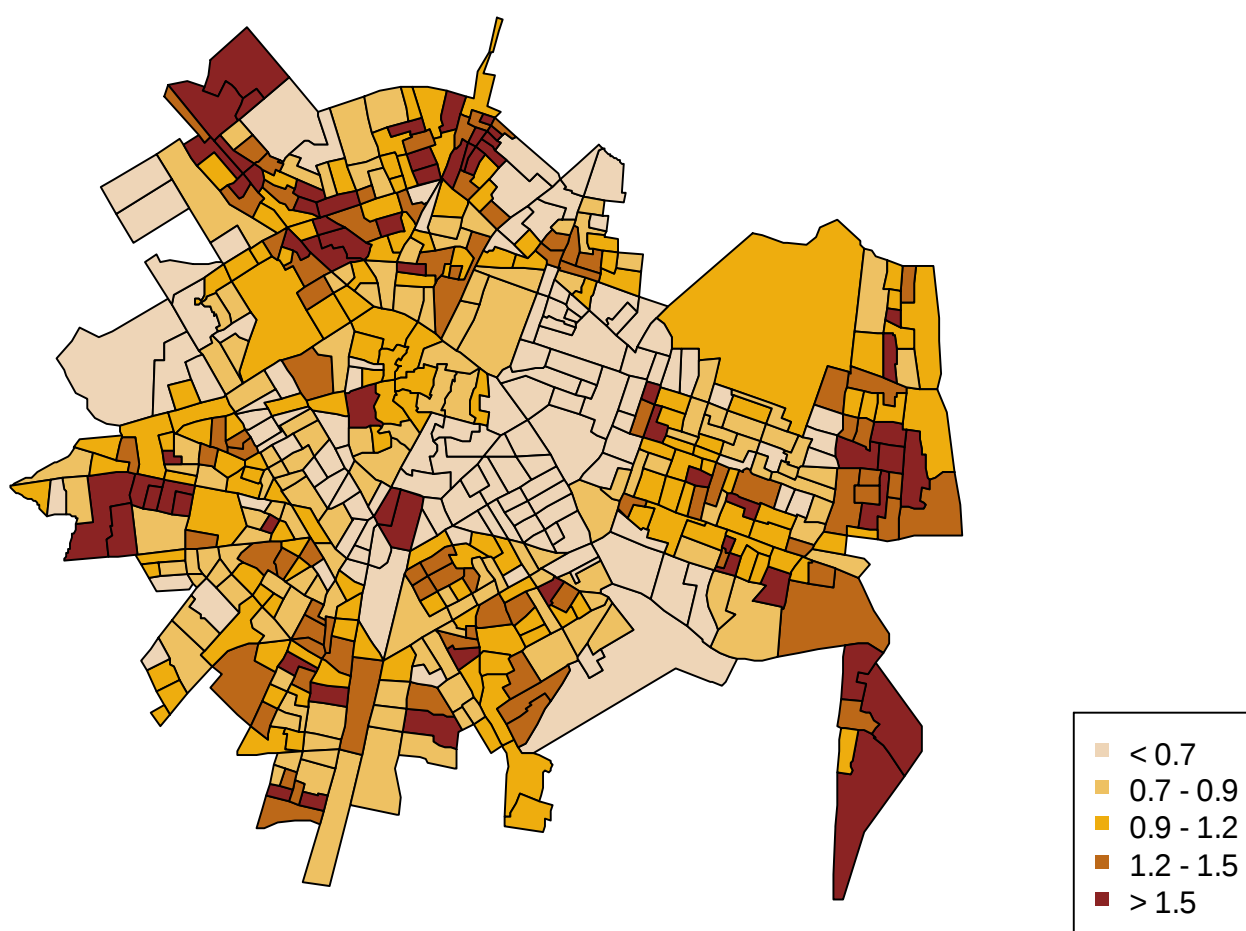
Una de las bondades de la Estadística Bayesiana es que permite calcular el riesgo relativo de que se produzcan nuevos casos de violencia de género manteniendo las características predictoras. Así, en la Figura 22 se muestra el riesgo relativo de violencia de género en cada sector censal. Los valores del riesgo han sido calculados siguiendo la fórmula:

$$\eta_i = \mu + X_i\beta + S_i + U_i$$

donde el riesgo es medido como el exponente de η_i , que incluye el efecto de ambos efectos aleatorios y las variables explicativas. Si observamos los mapas de estos valores, podemos visualizar dónde se encuentra un riesgo mayor. Un valor del riesgo mayor que 1 indica una probabilidad de que suceda un caso de violencia de género mayor que la media. Por ejemplo, la Figura 22 muestra algunos sectores censales con probabilidades de 1.5, lo que significa que tienen un riesgo un 50% mayor que la media. En algunas áreas, incluso, el riesgo aumenta un 100%.

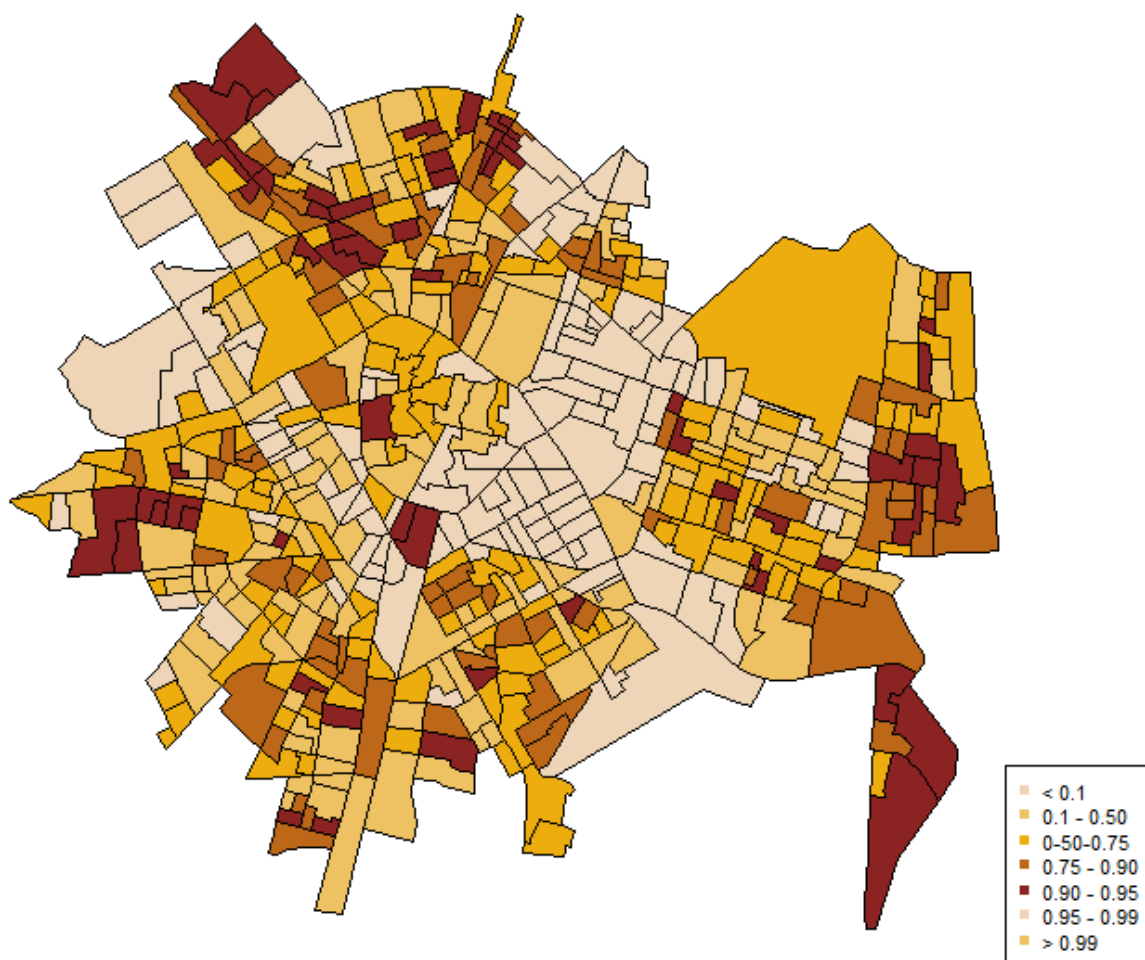
Las áreas con mayor riesgo en este sentido serían algunos sectores censales del este, y parte del noroeste. En cambio, en los sectores censales centrales en general el riesgo está por debajo de la media.

Figura 22. *Distribución espacial del riesgo medio estandarizado de violencia de género*



Otro mapa que nos puede ser útil a la hora de interpretar los resultados es el de la probabilidad de que el riesgo representado en la Figura 23 esté por encima de la media. De esta forma, podemos afirmar que aquellos sectores censales con unas probabilidades altas o cercanas a 1 tienen un riesgo por encima de la media con una alta seguridad. De nuevo, se repite la distribución de las áreas con mayores probabilidades de un riesgo superior a la media. En ambos mapas se ven dos claros patrones de mayor riesgo en los sectores del este (la zona cercana a la playa) y otro en el noroeste con una franja hacia abajo.

Figura 23. *Distribución espacial de la probabilidad de RME*



En cuanto a los efectos aleatorios, vemos que ambos son relevantes y su introducción en el modelo lo mejora sustancialmente. Si tenemos en cuenta estos dos efectos de forma separada, en los casos en que el valor del coeficiente del efecto estructurado (σ_S) es superior al efecto no estructurado (σ_H), la dependencia espacial es menor, y viceversa. En nuestro caso, el efecto de la componente no estructurada es mayor que la del efecto espacial (como muestran los valores de σ_S y σ_U en la Tabla 9), aunque ambos efectos son significativos (con probabilidades a posteriori por encima del 90% como muestran las Figura 25 y 26). A pesar de ello, en la Figura 24 (que muestra la media a posteriori del efecto aleatorio espacial), podemos apreciar un claro gradiente norte-sur. Esto sugiere que existe un efecto espacial que puede aumentar o reducir el riesgo de violencia de género hasta un 10%. Por ejemplo, en el sur de la ciudad hay un riesgo relativo más alto que en el norte.

Figura 24. *Distribución espacial del Efecto Espacial*

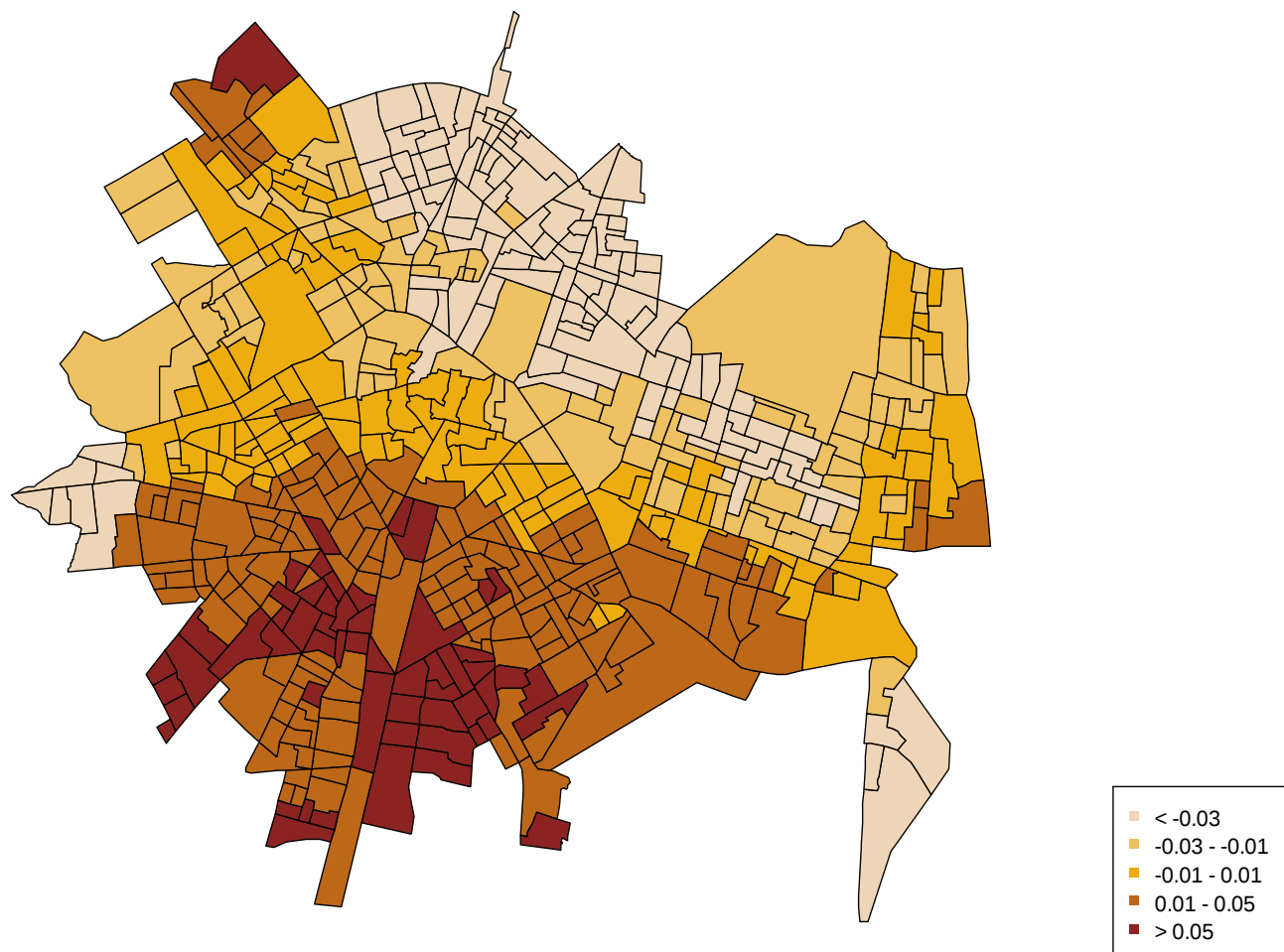


Figura 25. *Distribución espacial de la desviación típica del Efecto Espacial*

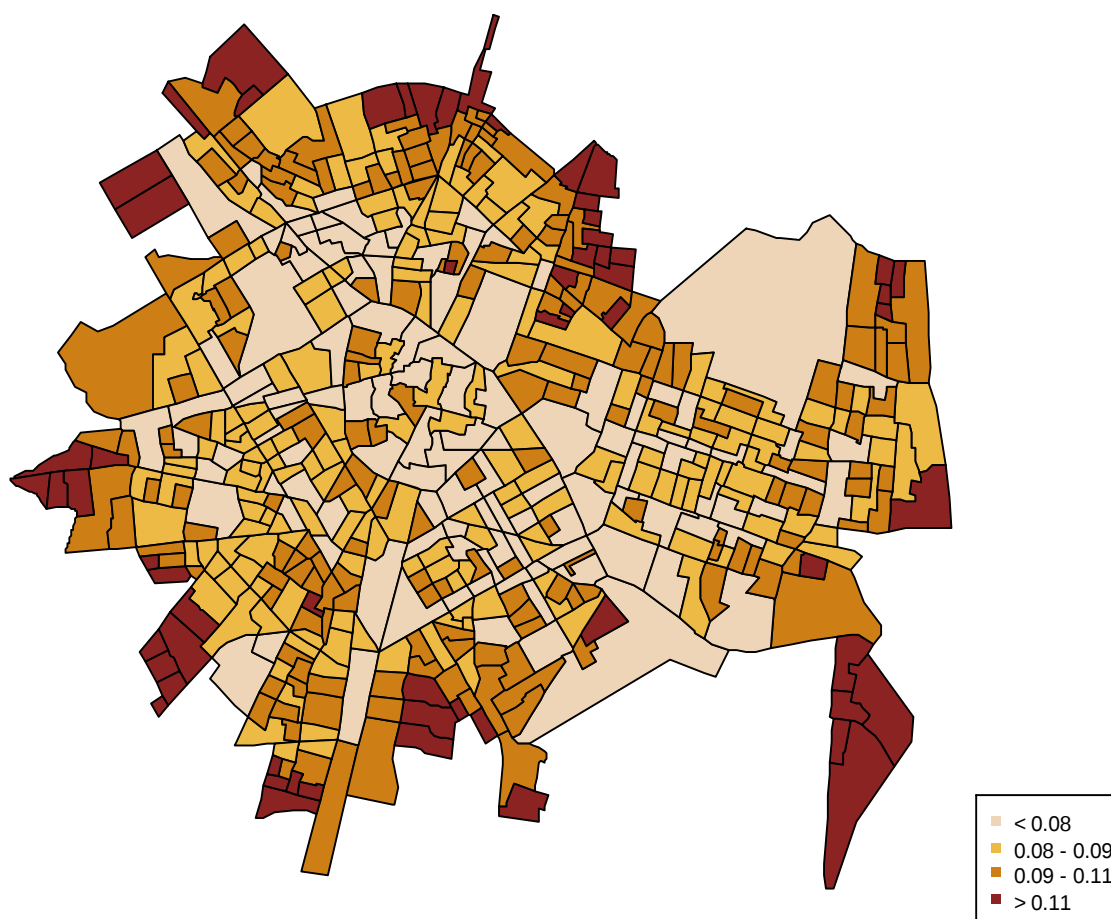


Figura 26. *Distribución a posteriori del Efecto Espacial*

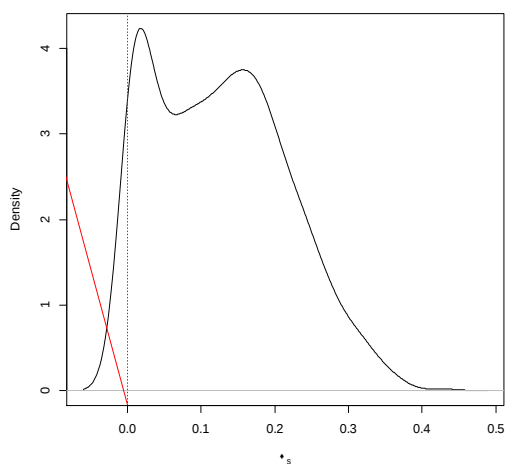
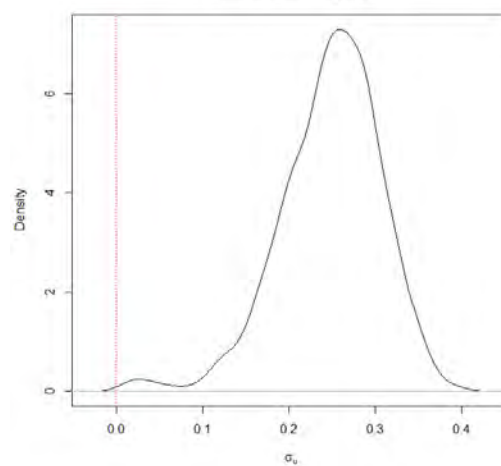


Figura 27. *Distribución a posteriori del efecto de la Heterogeneidad*



5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En este trabajo se ha usado un acercamiento basado en la epidemiología espacial para analizar la influencia de las características del vecindario en las variaciones del riesgo de violencia de género en áreas pequeñas. Los resultados han demostrado que el riesgo de violencia de pareja contra la mujer sigue un patrón espacial, es decir, no está distribuido aleatoriamente en la ciudad, y que las características a nivel de vecindario pueden explicar las diferencias en el riesgo según el área. La utilización de una modelización bayesiana para explorar esta conexión entre las variables es prácticamente inexistente en la literatura sobre esta problemática, y contribuye de forma significativa a la evidencia científica disponible sobre la influencia del vecindario en una gran variedad de fenómenos, incluidos la salud y el crimen (Congdon, 2000; Kawachi y Berkman, 2003; Sampson, 2012). En concreto, en lo que respecta al estudio ecológico de la violencia de pareja, esta aproximación metodológica ilustra que los efectos del vecindario también se extienden a este tipo de crimen particular que tiende a ocurrir en entornos privados (Wright y Benson, 2011).

La imagen que emerge de este estudio es que el riesgo de que las mujeres sean víctimas de la violencia por parte de sus parejas o exparejas es particularmente alto en vecindarios con un estatus socioeconómico bajo, con altos niveles de concentración de inmigración, alto desorden y decadencia física, y altos niveles de desorden público y crimen como indican las altas tasas de actividad policial. Al realizar los mapas que muestran las áreas con mayor riesgo, estas variables muestran un claro efecto a la hora

de explicar las variaciones espaciales significativas en el riesgo de violencia de género, identificando algunas áreas que llegan a tener un riesgo relativo un 100% mayor que la media. Con estos resultados, podemos decir que la concentración de características negativas del vecindario emerge como un factor de riesgo ecológico significativo a la hora de explicar la violencia de género, obteniendo una relación entre la distribución desigual de estas características del vecindario indicativas de la desorganización social y la desigual distribución espacial del riesgo de violencia de pareja contra la mujer.

Desde las formulaciones recientes de la teoría de la desorganización social se ha propuesto que existen diferentes procesos del vecindario, principalmente la eficacia colectiva, los vínculos sociales y las normas sociales y culturales, que contribuyen a la explicación de por qué estas características del vecindario que se han analizado crean un “entorno de riesgo” para la violencia contra la mujer (Beyer et al., 2013; Pinchevsky y Wright, 2012). La eficacia colectiva hace referencia al grado de cohesión social entre la población vecina y la disposición a intervenir en situaciones que amenacen el bien común de la comunidad. Una baja eficacia colectiva y pocos vínculos sociales entre los vecinos pueden disminuir el control social informal en los casos de violencia, y reducir la conducta de ayuda hacia las víctimas. De la misma forma, el aislamiento social de los valores sociales mayoritarios (como la desaprobación de la violencia de género) puede conducir a la emergencia en esos vecindarios de un clima de tolerancia y aceptación de la violencia, incluida la violencia de pareja, lo cual puede influir en una mayor incidencia de la misma (Browning, 2002; Gracia y Tomás, 2014; Sampson et al., 1994).

Por otra parte, las condiciones negativas del barrio puede ser un factor estresante para los residentes y puede disminuir sustancialmente la calidad de vida y actuar como desencadenante de la violencia de pareja (Hill, Ross y Angel, 2005; Ross y Mirowsky, 2009). Las investigaciones que vinculan estos procesos con la violencia de género, sin embargo, son limitadas, y a veces están condicionadas por diferentes tipos de muestras y metodologías. Desgraciadamente, la naturaleza de nuestros datos no permite probar la hipótesis de la existencia de estos procesos, puesto que no se han tenido en cuenta variables que reflejen estos mecanismos sociales. La evidencia es sin embargo razonablemente robusta en los efectos de las condiciones desfavorables del vecindario en la violencia de género.

Es importante resaltar que, en nuestro estudio, la influencia del vecindario en la violencia de género incluye no sólo las desventajas socioeconómicas, algo que está sólidamente avalado por la literatura en este ámbito, sino que también se apoya empíricamente la importancia de otras características del vecindario basadas en la teoría de la desorganización social que en estudios previos no aparecían como relevantes o mostraban una relación menos clara con la violencia de género. En este sentido, se ha encontrado que altos niveles de desorden del barrio, en particular el desorden físico (alto porcentaje de solares y desorden observado) y el desorden social (desorden público y crimen) muestran una clara influencia en el aumento del riesgo de violencia de género. Es interesante cómo estos resultados están en línea con otros estudios que vinculan el desorden percibido por los residentes de una comunidad con su voluntad de intervenir en conflictos entendidos tradicionalmente como familiares (ya sea violencia de género o maltrato infantil, por ejemplo), lo cual sugiere que el desorden del vecindario y el crimen están asociados con bajos niveles de control social informal que pueden

aumentar las tasas de violencia, incluida la violencia de género (Gracia y Herrero, 2006; Gracia et al., 2007).

En el caso de la concentración de inmigrantes, sin embargo, nuestros resultados no siguen la misma línea que otros estudios, en los que esta variable no era significativa o mostraba el efecto contrario (Beyer et al., 2013; Pinchevsky y Wright, 2012). En nuestro estudio la proporción de población extranjera es un claro predictor de un alto riesgo de violencia de género, al contrario de lo que predice la llamada “paradoja del inmigrante”, según la cual la concentración de inmigrantes puede tener un efecto protector contra la violencia de género (al contrario de las expectativas de la teoría tradicional de la desorganización social). Este tipo de resultados ha surgido sobre todo en estudios llevados a cabo en Estados Unidos, donde el tipo de inmigración puede tener diferentes características culturales que las que tienen en nuestro país, y estas diferencias podrían explicar que en nuestro caso la población inmigrante no sea un factor protector, sino de riesgo en cuanto a los casos de violencia contra la pareja (Gracia et al., 2009; Gracia et al., 2014; 2015).

En relación a las otras covariables exploradas en este estudio, la inestabilidad residencial no mostró una clara contribución al modelo. La investigación disponible tampoco muestra una evidencia clara y los resultados son contradictorios. Algunos estudios muestran que existe una relación positiva entre una mayor inestabilidad residencial y la violencia de pareja, sin embargo otras investigaciones, al igual que la nuestra, concluyen que no existe un efecto significativo de esta variable (Pinchevsky y Wright, 2012).

Por otro lado, aunque las familias uniparentales formadas por una mujer soltera con hijos ha sido un indicador socioeconómico presente en algunos estudios sobre violencia de género, en nuestro trabajo esta variable tampoco ha mostrado una clara asociación con el fenómeno de interés (Pinchevsky y Wright, 2012).

De nuevo, las diferencias culturales pueden estar relacionadas con estos resultados contrarios a la literatura existente. Aunque sería necesario realizar más investigaciones interculturales, nuestros resultados sugieren que existen diferencias entre la estructura urbana de una ciudad europea y las ciudades americanas donde se ha llevado a cabo este tipo de estudios, y ello puede influir a la hora de explicar la asociación entre la concentración de características negativas del vecindario y la violencia contra la mujer en las relaciones de pareja.

Este estudio también revela que existe una variabilidad espacial estructurada en el riesgo de violencia de género que no puede ser explicada por las covariables del estudio. En algunas áreas de la ciudad el riesgo es alto a pesar de que las covariables hayan sido controladas. Aunque esta variabilidad no es particularmente grande (puede aumentar o reducir el riesgo en un 10%), esto sugiere la necesidad de tener en cuenta en futuras investigaciones otras variables teóricas relevantes que puedan explicar este patrón geográfico. Una posibilidad es que este patrón pueda ser explicado por algunos procesos del vecindario no medidos, como los arriba mencionados, pero esta variabilidad podría también ser explicada por factores más allá del marco de la teoría de la desorganización social que podrán ser explorados en futuros estudios. En su conjunto, los efectos de las variables explicativas y el efecto espacial aleatorio estructurado marcan las áreas con un exceso de riesgo, y merece una especial atención desde el punto de vista de la intervención y la prevención. Nuestros resultados sugieren que dirigirse a las zonas con

una concentración de características negativas del vecindario es una buena forma de enfocar las estrategias de prevención con el propósito de reducir la incidencia de violencia de género en nuestras comunidades.

5.1. Ventajas, limitaciones e implicaciones prácticas

Finalmente, este estudio tiene algunas ventajas y limitaciones. En cuanto a las ventajas, se puede decir que éste es el primer estudio con datos de toda una ciudad europea dividida en áreas de población pequeñas. Para ello se han utilizado los censos administrativos más pequeños de los que hay disponibilidad de información (sectores censales). Muchos estudios que han examinado la conexión entre los vecindarios y la violencia de género han usado como medida unidades geográficas más grandes (Beyer et al., 2013). Sin embargo, recoger unidades más pequeñas es más apropiado, ya que permite evitar las limitaciones que produce el problema de los números pequeños y puede reducir los sesgos ecológicos debidos a los efectos agregados. El uso de una aproximación bayesiana mediante un modelo de efectos aleatorios es también un importante avance para evitar problemas como la sobredispersión, la autocorrelación espacial y la influencia de la estructura espacial no estructurada en el riesgo (Bernardinelli, Clayton, Pascutto, Montomoli, Ghislandi y Songini, 1995; Haining y Law, 2011; Haining et al., 2009; Lawson, 2009).

También se han integrado datos de diferente naturaleza (composición de la población y variables estructurales), y de diferentes fuentes (datos censales, de observadores entrenados y de la policía). Además, hasta ahora se había usado otro tipo de datos de violencia de pareja contra la mujer para hacer estudios de naturaleza

espacial. Prácticamente no existen investigaciones que se centren en casos más graves como pueden ser los que presentan una orden de protección. Sin embargo, esto también representa una limitación, ya que estos resultados están aplicados a los casos más graves de violencia de género, y no podemos estar seguros de que también se podrían aplicar a otro tipo de violencia de pareja como los casos menos severos, los datos autoinformados, las llamadas a la policía, o lo que se ha llamado “violencia de pareja común” (Johnson y Leone, 2005). También, nos hemos centrado en los casos donde la víctima es una mujer y el agresor un hombre, por lo que no se puede generalizar a otro tipo de situaciones de violencia de pareja.

En cuanto a las covariables, frecuentemente se han usado indicadores socioeconómicos tales como los ingresos, el porcentaje de personas que viven por debajo del nivel de pobreza, o las tasas de desempleo. Sin embargo, este tipo de indicadores no estaban disponibles a nivel de sector censal para nuestro tipo de muestra. Además, no se estudiaron algunas variables teóricas relevantes subyacentes en la exploración de las relaciones entre el vecindario y la violencia de género, como la eficacia colectiva, los vínculos sociales o las normas sociales y culturales. Futuras investigaciones se beneficiarían de la inclusión de estas variables a la hora de estudiar el patrón espacial de la violencia de pareja.

Por último, el hecho de seleccionar áreas siempre es un problema en el análisis espacial, pero cualquier tipo de datos agregados tiene intrínseco este tipo de problemas. No obstante, usar como unidad el sector censal, la unidad más pequeña disponible, reduce sustancialmente este potencial sesgo. Cabe destacar que en nuestro estudio la muestra de órdenes de protección procede de 3 años diferentes; sin embargo, no se ha tenido en cuenta la dimensión temporal. Esto es así debido a que las unidades

temporales son demasiado pequeñas como para obtener resultados consistentes. Futuras investigaciones deberían añadir la dimensión temporal en el análisis de las variaciones de violencia de género en áreas pequeñas, lo cual ayudaría a comprender mejor los factores de riesgo y estudiar si a lo largo del tiempo han sido efectivas las estrategias de intervención empleadas y los niveles de riesgo de violencia de pareja después de aplicarlas se han reducido. Esto también ayudaría a estudiar la influencia de otro tipo de cambios en el vecindario no directamente relacionados con la violencia de género, como pueden ser reestructuraciones de los barrios, intervenciones policiales en barrios conflictivos o el abandono de la ciudad por parte de la población inmigrante por causa de la crisis. Para ello, sería necesario recoger una muestra mayor, de una mayor cantidad de años. Esto será posible dentro de unos años, puesto que actualmente sólo se dispone de información completa desde 2011; pero en un futuro se podría acceder a este tipo de datos y crear un mapa más completo de la situación de la violencia de pareja en la ciudad de Valencia.

Los resultados de esta investigación pueden ser útiles en relación al trabajo de prevención y protección de las víctimas de violencia de género. La utilización de herramientas desde el ámbito de la epidemiología para el análisis espacial de casos de violencia de género es una técnica muy novedosa, y puede servir como instrumento para la policía y los responsables de las políticas de intervención y prevención. Es una herramienta que puede proporcionar no sólo un retrato espacial, sino también temporal, cuando se utiliza como mecanismo de seguimiento a lo largo del tiempo.

Por otra parte, los resultados de los análisis de las relaciones entre las características estructurales de los barrios y la incidencia de la violencia de género en los mismos pueden sin duda contribuir a evaluar las estrategias existentes de prevención e

intervención, y dotar de información novedosa para el diseño de estrategias de prevención, identificación temprana de casos (se pueden identificar zonas donde sea más probable la aparición de nuevos casos), e intervenciones que tengan en cuenta aquellas zonas y perfiles de riesgo asociados a la violencia de género.

La utilización de un análisis de la epidemiología espacio-temporal para este tipo de problemas permite evaluar asimismo el éxito/fracaso de las medidas de prevención, en la medida en que puede realizarse un seguimiento en el tiempo de la distribución de casos, así como de la distribución de los factores de riesgo identificados en los barrios (e.g., cambios en la incidencia asociados a cambios en las condiciones de los barrios). Análisis de este tipo pueden ser de gran utilidad para diseñar y evaluar la efectividad de nuevas políticas de prevención que tengan en cuenta la distribución espacial tanto de los casos de violencia de género como de los factores de riesgo, ajustando recursos y estrategias a la distribución de casos y de factores de riesgo.

Finalmente, este tipo de acercamiento al análisis de la violencia puede constituir una nueva herramienta de comunicación entre administraciones públicas en el análisis conjunto de la problemática de la violencia de género en nuestra sociedad, de la evolución del fenómeno en las ciudades, útil para la comparación de estrategias de intervención y prevención. Asimismo, este tipo de herramientas tienen un gran potencial como medio de comunicación entre las administraciones públicas y la ciudadanía sobre el estado de este problema social, las iniciativas que se desarrollan y las estrategias que se emplean para la intervención y prevención. Además, los potenciales beneficiarios de los resultados de este trabajo son, no sólo los colectivos ya mencionados (policías y responsables de la administración y las políticas públicas de prevención y actuación contra la violencia de género), sino también todas aquellas mujeres que se encuentran en

riesgo de ser víctimas de violencia de género, riesgo que podría verse reducido sustancialmente aplicando las políticas y destinando los recursos contando con más y mejor información sobre su distribución espacial y los factores que lo determinan.

6. REFERENCIAS

- Banerjee, S., B. P. Carlin, B. P. y Gelfand, A. E. (2004). *Hierarchical Modeling and Analysis for Spatial Data*. Florida, USA: Chapman and Hall/CRC.
- Benson, M. L., Fox, G. L., DeMaris, A. J. y Van Wyk, J. (2003). Neighborhood disadvantage, individual economic distress and violence against women in intimate relationships. *Journal of Quantitative Criminology*, 19, 207-235.
- Bernardinelli, L., Clayton, D., Pascutto, C., Montomoli, C., Ghislandi, M. y Songini, M. (1995). Bayesian analysis of space-time variation in disease risk. *Statistics in Medicine*, 14(21- 22), 2433–2443.
- Besag J, York J, Mollie A. (1991). Bayesian image restoration, with two applications in spatial statistics. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, 43(1), 1–20.
- Best, N., Richardson, S. y Thomson, A. (2005). A comparison of bayesian spatial models for disease mapping. *Statistical Methods in Medical Research*, 14(1), 35-59.
- Beyer, K., Wallis, A. B. y Hamberger, L. K. (2013) Neighborhood environment and intimate partner violence: a systematic review. *Trauma Violence Abuse*, Epub ahead of print, Diciembre 26

Block, C. y Skogan, W. (2001). *Do collective efficacy and community capacity make a difference “behind closed doors”?* Washington DC. US: Department of Justice: National Institute of Justice.

Browning, C.R. (2002). The span of collective efficacy: Extending social disorganization theory to partner violence. *Journal of Marriage and Family*, 64(4), 833–850.

Caetano, R., Ramisetty-Mikler, S. y Harris, T. R. (2010). Neighborhood characteristics as predictors of male to female and female to male partner violence. *Journal of Interpersonal Violence*, 25, 1986-2009

Campbell, J.C. (2002). Health consequences of intimate partner violence. *Lancet*, 359, 1331–1336.

Chainey, S. y Ratcliffe, J. (2005). *GIS and crime mapping*. Chichester: Wiley.

Clark, J. S. y Gelfand, A. E. (2006). *Hierarchical Modelling for the Environmental Sciences. Statistical methods and applications*. New York: Oxford University Press.

Clayton, D. G. y Bernardinelli, L. (1992). Bayesian methods for mapping disease risk. En: P. Elliot, J. Cuzick, D. English y R. Stern (Eds), *Geographical and Environmental Epidemiology: Methods for Small Area Studies* (pp. 205-220). Nueva York: Oxford University Press.

Congdon, P. (2000). Monitoring suicide mortality: a Bayesian approach. *European Journal of Population*, 16(3), 251–284.

- Congdon, P. (2013). Spatially interpolated disease prevalence estimation using collateral indicators of morbidity and ecological risk. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 10, 5011–5025.
- Cowles, M. K. y Carlin, B. P. (1996). Markov chain Monte Carlo convergence diagnostics: a comparative review. *Journal of the American Statistical Association*, 91, 883–904.
- Cressie, N. (1993). *Statistics for spatial data*. New York: Wiley
- Cunradi, C. B. (2010). Neighborhoods, alcohol outlets and intimate partner violence: addressing research gaps in exploratory mechanisms. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 7, 799–813.
- Cunradi, C. B., Caetano, R., Clark, C. y Schafer, J. (2000). Neighborhood poverty as a predictor of intimate partner violence among white, black, and hispanic couples in the United States: A multilevel analysis. *Annals of Epidemiology*, 10(5), 297–308.
- Cunradi, C.B., Mair, C., Ponicki, W. y Remer, L. (2011). Alcohol outlets, neighborhood characteristics, and intimate partner violence: Ecological analysis of a California city. *Journal of Urban Health*, 88, 191-200.
- Ellsberg, M., Jansen, H.A., Heise, L., Watts, C.H. y García-Moreno, C. (2008). Intimate partner violence and women's physical and mental health in the WHO multi-country study on women's health and domestic violence: An observational study. *Lancet*, 371(9619), 1165-1172.

European Union Agency for Fundamental Rights (2014). *Violence against women: an EUwide survey*. Luxemburgo, Publications Office of the European Union, Disponible en: <http://fra.europa.eu/en/publication/2014/vaw-survey-main-results>.

Fox, G. L. y Benson, M. L. (2006). Household and neighborhood contexts of intimate partner violence. *Public Health Reports*, 121, 419–427

Frye, V., Paul, M. M., Todd, M. J., Lewis, V., Cupid, M., Coleman, Salmon, C. y O'Campo, P. (2012). Informal social control of intimate partner violence against women: results from a concept mapping study of urban neighborhoods. *Journal of Community Psychology*, 40, 828–844.

Gelman, A., Carlin, J., Stern, H. y Rubin, D. (1990). *Bayesian data analysis 2nd ed*, Boca Raton, FL, CRC Press.

Gilks, W. R., Richardson, S. y Spiegelhalter, D. J. (1996). Introducing Markov chain Monte Carlo. En: W. R. Gilks, S. Richardson, y D. J. Spiegelhalter (Eds), *Markov Chain Monte Carlo in Practice* (pp. 1-19). New York: Chapman and Hall/CRC.

Gracia, E. y Herrero, J. (2006). Perceived neighborhood social disorder and residents' attitudes toward reporting child physical abuse. *Child Abuse and Neglect*, 30(4), 357–365.

- Gracia, E. y Herrero, J. (2007). Perceived neighborhood social disorder and attitudes towards reporting domestic violence against women. *Journal of Interpersonal Violence*, 22, 737-752.
- Gracia, E. y Tomás, J.M. (2014). Correlates of victim-blaming attitudes regarding partner violence against women among the Spanish general population. *Violence Against Women*, 20(1), 26–41
- Gracia, E., Herrero, J., Lila, M. y Fuente, A. (2009). Perceived neighborhood social disorder and attitudes toward domestic violence against women among Latin-American immigrants. *The European Journal of Psychology Applied to Legal Context*, 1, 25-43.
- Gracia, E., López-Quílez, A., Marco, M., Lladosa, S. y Lila, M. (2014). Exploring Neighborhood Influences on Small-Area Variations in Intimate Partner Violence Risk: A Bayesian Random-Effects Modeling Approach. *International Journal of Environmental Research And Public Health*, 11, 866-882.
- Gracia, E., López-Quílez, A., Marco, M., Lladosa, S., & Lila, M. (2015). The spatial epidemiology of intimate partner violence: Do neighborhoods matter? *American Journal of Epidemiology*, 182, 58-66.
- Gruenewald, P. J., Freisthler, B., Remer, L., LaScala, E. A. y Treno, A. (2006). Ecological models of alcohol outlets and violent assaults: crime potentials and geospatial analysis. *Addiction*, 101(5), 666-677.

- Haining, R. y Law, J. (2011). Geographical information systems models and spatial data analysis. En: Batabyal A, Nijkamp P (Ed.), *Research tools in natural resource and environmental economics* (pp. 100-121). Singapur: World Scientific Publishing.
- Haining, R., Law, J., y Griffith, D. (2009). Modelling small area counts in the presence of overdispersion and spatial autocorrelation. *Computational Statistics and Data Analysis*, 53, 2923-2937.
- Hastings, W. K. (1970). Monte Carlo sampling methods using Markov chains and their applications. *Biometrika*, 57, 97–109.
- Hill, T.D., Ross, C.E. y Angel, R.J. (2005). Neighborhood disorder, psychophysiological distress, and health. *Journal of Health and Social Behavior*, 46(2), 170–186.
- Johnson, M.P. y Leone, J.M. (2005). The differential effects of intimate terrorism and situational couple violence: Findings from the National Violence Against Women Survey. *Journal of Family Issues*, 26(3), 322-349.
- Kawachi, I. y Berkman, L. F. (2003) *Neighborhoods and health*. New York: Oxford University Press.
- Law, J. y Quick, M. (2013). Exploring links between juvenile offenders and social disorganization at a large map scale: a Bayesian spatial modeling approach. *Journal of Geographical Systems*, 15(1), 89-113.

- Law, J., Quick, M., Chan, P. (2014). Bayesian spatio-temporal modeling for analysing local patterns of crime over time at the small-area level. *Journal of Quantitative Criminology*, 30(1), 57-78.
- Lawson A. B. (2001). *Statistical methods in spatial epidemiology*. New York: Wiley
- Lawson, A. B. (2009). *Bayesian disease mapping: Hierarchical modeling in spatial epidemiology*. Boca Raton, FL: CRC Press.
- Lawson, A. B. (2013). *Bayesian disease mapping: hierarchical modeling in spatial epidemiology* (Vol. 32). Boca Raton, FL: CRC Press.
- Li, Q., Kirby, R. S., Sigler, R. T., Hwang, S., LaGory, M. E. y Goldenberg, R. L. (2010). A multilevel analysis of individual, household, and neighborhood correlates of intimate partner violence among low-income pregnant women in Jefferson County, Alabama. *American Journal of Public Health*, 100(3), 531-539.
- Lila, M., Gracia, E. y Murgui, S. (2013). Psychological adjustment and victim-blaming among intimate partner violence offenders: The role of social support and stressful life events. *European Journal of Psychology Applied to Legal Context*, 5, 147–153.
- Lunn, D. J., Thomas, A., Best, N. y Spiegelhalter (2000). *WinBUGS: A Bayesian modelling framework: Concepts, structure, and extensibility*. *Statistics and Computing*, 10(4), 325-337.

- Maimon, D. y Browning, C.R. (2010). Unstructured socializing, collective efficacy, and violence behavior among urban youth. *Criminology*, 48, 443–474.
- Marco, M., Gracia, E., Tomás, J. M., & López-Quílez, A. (2015). Assessing neighborhood disorder: Validation of a three-factor observational scale. *The European Journal of Psychology Applied to Legal Context*, 7, 81-88.
- Matthews, S.A., Yang, T.C., Hayslett, K.L. y Ruback, R.B. (2010). Built environment and property crime in Seattle, 1998–2000: A Bayesian analysis. *Environmental Planning A*, 42, 1403–1420.
- Pinchevsky, G. M. y Wright, E. M. (2012). The impact of neighborhoods on intimate partner violence and victimization. *Trauma Violence Abuse*, 13(2), 112–132.
- Raghavan, C., Mennerich, A., Sexton, E. y James, S. E. (2006). Community violence and its direct, indirect, and mediating effects on intimate partner violence. *Violence Against Women*, 12(12), 1132-1149
- Ross, C. E. y Mirowsky, J. (2009). Neighborhood disorder, subjective alienation, and distress, *Journal of Health and Social Behavior*, 50(1):49–64.
- Sampson, R. J. (2009). Disparity and diversity in the contemporary city: Social (dis)order revisited. *British Journal of Sociology*, 60, 1-31.
- Sampson, R. J. (2012). *Great American city: Chicago and the enduring neighborhood effect*. Chicago, IL: University of Chicago Press.
- Sampson, R. J., Raudenbush, S. W. y Earls, F. (1997). Neighborhoods and violent

crime: A multilevel study of collective efficacy. *Science*, 277, 918-924.

Sampson, R. J., y Lauritsen, J. L. (1994). Violent victimization and offending: Individual-, situational-, and community-level risk factors. En A. J. Reiss Jr., y J. Roth (Eds.), *Understanding and preventing violence: Social Influences* (Vol. 3, pp. 1–114). Washington, DC: National Academy Press.

Sarkar, N. N. (2008). The impact of intimate partner violence on women's reproductive health and pregnancy outcome. *Journal of Obstetrics and Gynaecology*, 28(3), 266-271.

Sparks, C. S. (2011). Violent crime in San Antonio, Texas: An application of spatial epidemiological methods. *Spatial and Spatio-Temporal Epidemiology*, 2, 301-309.

Spiegelhalter, D. J., Best, N. G., Carlin, B. P. y Van der Linde, A. (2002). Bayesian measures of complexity and fit. *Journal of the Royal Statistical Society*, 64, 583–639.

Taylor, R. B. (1997). Social order and disorder of street blocks and neighborhoods: Ecology, microecology, and the systemic model of social disorganization. *Journal of Research in Crime and Delinquency*, 34, 113–155.

Tierney, L. (1994). Markov chains for exploring posterior distributions (with discussion). *Annals of Statistics*, 22, 1701–1762.

Waller L. A. y Gotway, C. A. (2004). *Applied Spatial Statistics for Public Health Data*. New York: Wiley.

Waller, L.A., Carlin, B.P., Xia, H. y Gelfand, A.E. (1997). Hierarchical spatio-temporal mapping of disease rates. *Journal of the American Statistical Association*, 92, 607-17.

Wikle, C. y Hooten, M. (2006). Hierarchical Bayesian spatio-temporal models for population spread. En J. S. Clark, y A. E. Gelfand (Eds), *Hierarchical Modelling for the Environmental Sciences* (pp. 145-169). Oxford: Oxford University Press.

World Health Organization (2013). Global and regional estimates of violence against women: *Prevalence and health effects of intimate partner violence and non-partner sexual violence*. Ginebra, Suiza: World Health Organization. Disponible en: http://apps.who.int/iris/bitstream/10665/85239/1/9789241564625_eng.pdf.

Wright, E. M. y Benson, M. L. (2011). Clarifying the effects of neighborhood disadvantage and collective efficacy on violence “behind closed doors”. *Justice Quarterly*, 28(5), 775–798.

Zhu, L., Gorman, D. M. y Horel, S. (2006). Hierarchical Bayesian spatial models for alcohol availability, drug “hot spots” and violent crime. *International Journal of Health Geographics*, 5, 54.