

ANÁLISIS DE LA VIOLENCIA ARMADA EN ROSARIO, ARGENTINA MEDIANTE EL AJUSTE DE MODELOS JERÁRQUICOS BAYESIANOS¹

Schmidt Strano, Erika*

Borra, Virginia**

Boggio, Gabriela***

Resumen. La ciudad de Rosario, Argentina, padece desde hace años altos niveles de violencia armada, por lo que conocer su distribución espacial aporta elementos importantes para diseñar y ejecutar políticas públicas. El objetivo del presente trabajo es obtener estimaciones suavizadas de las tasas de heridos por arma de fuego según áreas de la ciudad para su posterior georreferenciamiento. Se ajustaron modelos jerárquicos bayesianos que tienen en cuenta la supuesta correlación espacial y la gran cantidad de conteos nulos presente en los datos. El mapeo de las tasas estimadas permitió una clara visualización de las variaciones zonales facilitando la identificación de la zona centro de la ciudad como la de menor riesgo de violencia armada y la zona sur, la de mayor riesgo.

Palabras Clave: Estructura espacial; INLA; Exceso de ceros.

* Universidad Nacional de Rosario, Argentina.

Contacto: eschmidt@fcecon.unr.edu.ar

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6772-4917>

** Universidad Nacional de Rosario, Argentina.

Contacto: vborra@fcecon.unr.edu.ar

ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-9959-0867>

*** Universidad Nacional de Rosario, Argentina.

Contacto: gboggio@fcecon.unr.edu.ar

ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-9288-5767>

¹ Este trabajo fue realizado en el marco del proyecto de investigación (ECO215) "Enfoques estadísticos alternativos para el estudio de la ocurrencia de eventos según tiempos de exposición" acreditado y financiado por la Universidad Nacional de Rosario, Argentina.

ARMED VIOLENCE STUDY IN ROSARIO, ARGENTINA, THROUGH THE APPLICATION OF HIERARCHICAL BAYESIAN MODELS

Abstract. Rosario city, Argentina, suffers from high levels of armed violence for years, so its spatial distribution provides important elements for designing and executing public policies. The objective of this work is to obtain smoothed estimates of the rates of firearm injuries according to areas of the city for subsequent georeferencing. They were fitted from hierarchical Bayesian models that take into account the supposed spatial correlation and the large number of zero counts present in the data. The mapping of the estimated rates allowed a clear visualization of the zonal variations. It could be identified the downtown area of the city as the lowest risk of armed violence and the southern area, as the one with the highest risk.

Keywords: Spatial structure; INLA; Zero-inflated data.

Original recibido el 15/05/2022

Aceptado para su publicación el 10/10/2023

1. Introducción

Los elevados niveles de violencia y criminalidad tienen consecuencias destructivas para el desarrollo de un país, generan altos costos económicos e impactan negativamente en el tejido social. América Latina es una de las regiones con mayores índices de violencia en el mundo, con alta incidencia de homicidios, robos con violencia, entre otros (ONU-Habitat y Universidad Alberto Hurtado, 2009; PNUD, 2013; Rettberg, 2020).

En Argentina la inseguridad y la violencia constituyen desde hace años una de las principales preocupaciones y se han caracterizado, particularmente, por ser un problema de las grandes ciudades, como es el caso de la ciudad de Rosario. Si bien esta problemática ha sido tradicionalmente agenda del gobierno nacional y de los gobiernos provinciales, en las últimas décadas los gobiernos locales han tomado un rol preponderante en el diseño de políticas públicas orientadas a la reducción de la violencia urbana. En este sentido, el gobierno de la ciudad de Rosario crea en el 2010 el Observatorio de Convivencia y Seguridad Ciudadana, actualmente denominado Observatorio de Convivencia y Seguridad, con el objetivo de disponer de información confiable, oportuna y representativa de eventos constitutivos del fenómeno de la inseguridad y la violencia en la ciudad. De este modo, se busca contribuir a una mejor comprensión y actuación sobre las variables que inciden en la estructuración del mencionado fenómeno; es más, desde hace años la ciudad de Rosario registra altas tasas de homicidios dolosos muy por encima de la tasa histórica de Argentina. En 2020 la tasa de homicidios en el país fue de 5,3 cada 100 mil personas-año mientras que para la ciudad de Rosario fue de 17,0 cada 100 mil personas-año (Ministerio de Seguridad de la Nación, Sistema Nacional de Información Criminal, 2020; Observatorio de Seguridad Pública, 2020). La mayoría de los homicidios en la ciudad son ocasionados por el uso de armas de fuego y es sabido que, por cada asesinato, muchos otros sufren lesiones no mortales. De ahí que los heridos por arma de fuego constituyen también una importante manifestación de violencia en la ciudad, cuyo estudio puede echar luz sobre esta preocupante problemática urbana.

En las últimas décadas se han incrementado sustancialmente los estudios espaciales sobre la violencia, producto de los avances computacionales que, por un lado, hacen posible recolectar este tipo de información y por otro lado permiten visualizar rápidamente las frecuentemente denominadas "zonas calientes", es decir con alta concentración de casos. Numerosos estudios dan cuenta de que la distribución geográfica de los hechos de violencia no es homogénea. Vilalta, Lopez-Ramirez, Fondevila (2021) mencionan varios trabajos donde se ha demostrado que, por ejemplo, los homicidios en las grandes ciudades están agrupados espacialmente en un número reducido de zonas. Los autores hacen referencia también a condiciones territoriales y socioeconómicas como la pobreza, desigualdad, desempleo y/o precariedad laboral, bajos niveles de educación e insuficiente movilidad social, las que producen entornos de vulnerabilidad propicios para el mercado de la droga y el delito.

Los avances en la recopilación de información georreferenciada, tanto de los hechos de violencia como de los factores contextuales de riesgo, la rapidez de cálculo de las computadoras actuales y los sistemas de información geográfica han permitido

realizar análisis estadísticos sustanciales. En este sentido ha sido posible ajustar modelos que contemplen tanto la característica espacial como la temporal, así como también incorporar variables de contexto que ayuden a explicar los patrones territoriales de violencia. En esta línea, Vilalta *et al.* (2021) postulan diferentes modelos estadísticos para el estudio de la tasa de homicidios en la ciudad de México y entre las variables explicativas elegidas toman en cuenta una medida de desventaja territorial, otra de desorden social y un índice de oportunidades de delincuencia, todas ellas producto de análisis multivariados previos en base a una gran variedad de variables simples disponibles. Beltrame (2015) estudia la tasa de homicidios en Argentina en el período 2001-2010, desagregado a nivel departamental, utilizando indicadores socioeconómicos (necesidades básicas insatisfechas [NBI], porcentaje de población desocupada, tasa de analfabetismo y hacinamiento, índice de masculinidad y proporción de población entre 15 y 44 años) para explicar los altos niveles de violencia.

Varios modelos se han presentado para describir las distribuciones espaciales. Entre ellos se han utilizado los modelos lineales generalizados mixtos especificados de manera jerárquica. En particular, dado que comúnmente se estudian variables de tipo de conteo se han utilizado los modelos mixtos Poisson (Militino, Ugarte y Dean, 2001; Bonat y Ribeiro, 2015; Walder y Hanks, 2019).

Para estimar los parámetros del modelo, el enfoque basado en la verosimilitud ha sido ampliamente utilizado; sin embargo, en situaciones de baja casuística y donde la especificación del modelo requiere de muchos parámetros, su estimación por máxima verosimilitud puede presentar dificultades. En este sentido, McNeish (2016) sugiere el uso de métodos de estimación bayesianos cuando se tienen eventos raros o con frecuencia baja.

Bajo el enfoque bayesiano, comúnmente la estimación de los parámetros se realiza por medio de técnicas de Monte Carlo vía Cadenas de Markov (MCMC) u otros procedimientos numéricos similares. Ante la exigencia computacional requerida en estos procedimientos, Rue, Martino y Chopin (2009) proponen una alternativa basada en Aproximaciones de Laplace anidadas integradas (INLA, del inglés *Integrated Nested Laplace Approximations*). Esta técnica permite ajustar los modelos y realizar inferencias mucho más rápidamente que con la técnica MCMC ganando de este modo popularidad en la última década.

En lo que respecta a la correlación espacial en situaciones de datos agregados en áreas irregulares, una clase popular de modelos son los denominados modelos de Besag-York-Mollie (Besag, York y Mollié, 1991), los cuales incluyen la suma de dos efectos aleatorios: uno no estructurado para realizar un suavizado global y uno estructurado espacialmente con distribución condicional autorregresiva (Besag *et al.*, 1991).

En campos como la violencia o la criminalidad, esta línea metodológica fue adoptada por diversos autores. Law, Quick y Chan (2014) utilizan un enfoque bayesiano para el ajuste de un modelo espacio-temporal en el estudio de delitos contra la propiedad en áreas pequeñas de la región de York en Ontario, Canadá. Asimismo, Luan, Quick y Law (2016) plantean un modelo basado en INLA para investigar los patrones espacio-temporales de las llamadas al servicio de la policía en la Región de

Waterloo, Canadá. En Argentina, Schmidt Strano, Borra y Boggio (2021) realizaron un estudio preliminar sobre la violencia armada en la ciudad de Rosario mediante el ajuste de modelos mixtos con correlación espacial.

Teniendo en cuenta las consideraciones metodológicas presentadas y el interés por profundizar el conocimiento sobre la violencia armada en la ciudad de Rosario es que el objetivo de este trabajo es estimar las tasas de heridos por arma de fuego por unidades territoriales de la ciudad de Rosario, Argentina. Ello se realiza a través de modelos jerárquicos bayesianos y de la construcción de mapas de riesgo de violencia armada con la consecuente determinación de áreas de alto riesgo.

2. Los datos

La información disponible sobre heridos de arma de fuego se basa en los registros de ingresos a guardias de los hospitales municipales con fecha de ingreso comprendida entre el 1 de enero y el 31 de diciembre de 2018. Dicha información fue suministrada por la Dirección de Estadística de la Secretaría de Salud Pública de la Municipalidad de Rosario (DESP). A partir de esta información se obtiene la cantidad de heridos por arma de fuego en cada fracción censal. Éstas son unidades territoriales, que forman parte de la estructura de relevamiento censal, definidas para la ciudad de Rosario.

El conocimiento del número de casos tiene de por sí poca utilidad siendo necesario relativizarlo de acuerdo a la población en riesgo. En este caso se decide tomar como tal a la proyección de la población residente en cada fracción censal a mitad del período considerado. Esa proyección se obtiene a partir de la correspondiente a la población de Rosario al 1 de julio de 2018 (Dirección General de Estadística de la Municipalidad de Rosario, 2018) y considerando la proporción por fracción censal correspondiente a la distribución poblacional por fracciones según los resultados del Censo Nacional de Población, Hogares y Viviendas (CNPHyV) 2010, última información disponible (INDEC, 2010).

Siguiendo a autores como Vilalta *et al.* (2021), se tienen en cuenta en este estudio variables que reflejan de algún modo situaciones de desigualdad social. Entre ellas, el porcentaje de personas con NBI, porcentaje de población analfabeta (ambas tomadas del CNPHyV 2010), el porcentaje del área ocupada por barrios populares y un índice de vulnerabilidad ante amenaza de inundaciones en el área.

Con respecto a la información obtenida a partir del Censo, si bien se refiere al año 2010, se estima que es importante su consideración al momento de explicar la violencia armada en la ciudad.

Para obtener el porcentaje del área ocupada por barrios populares se toma la información publicada en la página web de Datos Abiertos de Argentina (<https://datos.gob.ar/>). Los barrios populares (comúnmente denominados villas, asentamientos o urbanizaciones informales) son áreas que presentan precariedad, hacinamiento, déficit en el acceso formal a los servicios básicos y una situación irregular en la tenencia del suelo. En 2017, a partir del Decreto 358/2017, se oficializó la creación del Registro Nacional de Barrios Populares que lleva adelante la Secretaría de Integración Socio Urbana dependiente del Ministerio de Desarrollo Social de la Nación. En base al mapa de polígonos de los barrios populares provisto por el mencionado registro, se calculó el porcentaje que estos barrios ocupan en cada

fracción, superponiendo este mapa con el de las fracciones censales de la ciudad (Secretaría de Integración Socio Urbana del Ministerio de Desarrollo Social, 2021).

En cuanto al índice de vulnerabilidad, siguiendo la definición de Cardona (2001) sobre esta temática, Ruiz (2019) construyó un índice de vulnerabilidad ante inundaciones para la ciudad de Rosario utilizando variables del CNPHYV 2010 y de Datos Abiertos de Argentina y de Rosario en las categorías de susceptibilidad física, fragilidad socioeconómica y falta de resiliencia, considerando como evento natural adverso a las inundaciones. Luego de un análisis multivariado se obtuvo este indicador con las categorías baja, media y alta vulnerabilidad. El índice de vulnerabilidad fue construido a nivel radio censal y dado que la unidad de análisis en este trabajo es la fracción censal se asigna a cada una de ellas la categoría máxima del índice de vulnerabilidad ante inundaciones en los radios que forman dicha fracción. Cabe señalar que se consideró utilizar la moda del índice por fracción, pero bajo esta construcción, una sola fracción presenta un índice de vulnerabilidad alto y el resto de las fracciones toman la categoría media o baja, motivo por el cual se desestimó.

3. Metodología estadística

Con la información disponible sobre cantidad de heridos por arma de fuego por fracción censal y el cálculo de la proyección de la población residente en cada una de ellas, se está en condiciones de calcular las respectivas tasas y realizar su posterior georreferenciamiento.

Con el fin de evaluar la correlación espacial de la variable cantidad de heridos por arma de fuego, se puede utilizar el conocido Índice de Moran (Moran, 1950), que permite verificar si las unidades, en este caso fracciones censales, se distribuyen o no aleatoriamente en el espacio y proporciona una medida resumen de la intensidad de la autocorrelación. En los casos donde las unidades sean de diferente tamaño, no tenerlo en cuenta puede llevar a conclusiones erróneas. Un índice alternativo que tiene en cuenta esta cuestión es el índice Empírico de Bayes (EBI, del inglés *Empirical Bayes Index*) (Assunção y Reis, 1999). Es por ello que se opta por calcular también esta última medida.

Con el propósito de obtener estimaciones suavizadas de las tasas se recurre al ajuste de los denominados modelos Gaussianos Latentes, los cuales se especifican de forma jerárquica en tres niveles. En el primer nivel se asume que el modelo de probabilidad de los datos pertenece a la familia exponencial y es condicionalmente independiente dado el conjunto de componentes latentes y los hiperparámetros. En el segundo, se postula un modelo para las componentes latentes, las cuales se asume que tienen distribución normal y que son condicionalmente independientes con matriz de precisión dispersa. Esta especificación es conocida como Campo Aleatorio de Markov Gaussiano. Finalmente, en el tercer nivel se postula la distribución a priori de los hiperparámetros (Blangiardo y Cameletti, 2015).

En este caso, se define la variable y_i como el número de heridos por arma de fuego en la fracción censal i y a P_i como el número de personas-año en riesgo en la fracción censal i , con $i=1, \dots, 62$.

Dado que la componente aleatoria y_i es un conteo, habitualmente se la modela con

una distribución Poisson caracterizada por la igualdad de media y variancia. Sin embargo, es frecuente encontrar una cantidad de conteos nulos superior a la asumida por tal distribución, dando lugar al fenómeno conocido como sobredispersión. Una alternativa es plantear el modelo binomial negativo (BN), el cual admite que la variable respuesta tenga una variancia mayor que la media. Este modelo viene dado por:

$$p(y_i; \alpha, \mu_i) = \frac{\Gamma(y_i + 1/\alpha)}{\Gamma(y_i + 1)\Gamma(1/\alpha)} \left(\frac{1}{1 + \alpha\mu_i}\right)^{1/\alpha} \left(1 - \frac{1}{1 + \alpha\mu_i}\right)^{y_i}$$

con $E(y_i) = \mu_i$ y $Var(y_i) = \mu_i + \alpha\mu_i^2$

Otra alternativa para contemplar el exceso de ceros es considerar el denominado modelo cero inflado. Este es un modelo que combina dos procesos de generación de conteos nulos: un proceso genera sólo ceros y el otro genera recuentos, algunos de los cuales pueden ser cero. Cuando el proceso generador de recuentos se rige por una distribución de Poisson, este modelo se denomina Poisson inflado en cero (ZIP, del inglés *Zero-inflated Poisson*), y viene dado por:

$$y_i \sim \begin{cases} 0 & \text{con probabilidad } \pi_0 \\ \text{Poisson}(\mu_i) & \text{con probabilidad } 1 - \pi_0 \end{cases}$$

Por lo tanto, la distribución de probabilidad de y_i viene dada por:

$$p(y_i | \mu_i, \pi_0) = \pi_0 I(y_i = 0) + (1 - \pi_0) \frac{e^{-\mu_i} \mu_i^{y_i}}{y_i!}$$

donde $I(y_i = 0)$ es una variable indicadora que toma el valor 1 si $y_i = 0$, y 0 en otro caso. La esperanza y la variancia vienen dadas por $E(y_i) = \mu_i (1 - \pi_0)$ y $Var(y_i) = \mu_i (1 - \pi_0)(1 - \mu_i \pi_0)$.

Con respecto a la componente binaria se plantea un modelo simple con sólo intercepto siguiendo la sugerencia planteada por Zeileis, Kleiber y Jackman (2008) y la distribución a priori de π_0 , se establece en términos de la distribución correspondiente a la transformación inversa del enlace canónico, definida como:

$$\frac{e^{\pi_0}}{1 + e^{\pi_0}} \sim N(-2; 1)$$

Para la componente de conteo se especifica el enlace logarítmico y el predictor lineal responde a la forma establecida por Besag-York-Mollie (Besag *et al.*, 1991) para tener en cuenta la correlación espacial:

$$\log(\mu_i) = \eta_i = \beta_0 + u_i + v_i + \beta_1 x_{1i} + \log(P_i)$$

donde β_0 es el intercepto, β_1 representa el efecto lineal de una covariable x_{1i} , asumiendo en ambos casos que la distribución a priori es normal de parámetros $(0, 10^6)$, el término $\log(P_i)$ es un *offset*, u_i y v_i son dos efectos específicos del área.

El término u_i es un residuo estructurado espacialmente con la siguiente distribución *a priori*:

$$u_i | \mathbf{u}_{-i} \sim \text{normal} \left(\frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^n a_{ij} u_j, s_i^2 \right),$$

donde N_i es el número de vecinos del área i , a_{ij} es igual a 1 si las áreas i y j son vecinas y 0 en otro caso y $s_i^2 = \frac{\sigma_u^2}{N_i}$. Con respecto a la matriz de vecindades, en este trabajo se adopta un criterio de contigüidad tipo reina que determina que dos unidades son vecinas si tienen una frontera en común (aristas y vértices).

El término v_i representa el residuo no estructurado, asumiendo:

$$v_i \sim \text{normal}(0, \sigma_v^2).$$

La especificación de las distribuciones *a priori* de los hiperparámetros σ_u y σ_v , se establece a través de las correspondientes al logaritmo de sus inversas asumiendo distribución log-gamma de parámetros (1, 0,0005) en ambos casos.

En cuanto a la inferencia del modelo propuesto, se recurre al enfoque propuesto por Rue *et al.* (2009) denominado INLA, donde la resolución de las integrales involucradas en la verosimilitud del modelo se realiza vía aproximación de Laplace, aproximaciones de Laplace anidadas y aproximación numérica. Para la implementación se utiliza el software libre R a través del paquete R-INLA (RStudio Team, 2020).

Finalmente, para evaluar la proporción de variancia explicada por la componente estructurada se utiliza la propuesta presentada en Blangiardi y Cameletti (2015). La misma consiste en obtener una estimación empírica de s_u^2 :

$$s_u^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (u_i - \bar{u})^2}{n-1},$$

donde \bar{u} es el promedio de los residuos u_i . Esta estimación se compara con la variancia marginal *a posteriori* para el efecto no estructurado, a través de la siguiente proporción:

$$\text{Prop}_{\text{espacial}} = \frac{s_u^2}{s_u^2 + \sigma_v^2}.$$

Una medida de la adecuación del modelo bajo el enfoque bayesiano es el denominado Criterio de Información Deviance (DIC, del inglés *Deviance Information Criterion*), el cual incorpora a la media *a posteriori* de la Deviance el número efectivo de parámetros que contiene el modelo. Este criterio es utilizado habitualmente para efectuar la comparación modelos (Spiegelhalter, Best, Carlin y Van Der Linde, 2002). Se puede utilizar también el Criterio de Información de Watanabe Akaike (WAIC, del inglés *Watanabe-Akaike Information Criterion*), propuesto por Watanabe y Opper (2010), el cual presenta una variación en el cálculo del número efectivo de parámetros con respecto al criterio anterior (Gómez Rubio, 2020). Para ambos criterios, menores valores indican mejor ajuste.

A los efectos de seleccionar el modelo más satisfactorio se tiene en cuenta también

el intervalo de credibilidad correspondiente al efecto de cada variable explicativa considerada.

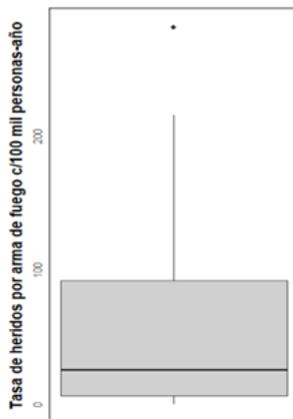
4. Resultados

En base a la información provista por la Dirección de Estadística de la Secretaría de Salud Pública y Dirección General de Estadística (DGE) se construyen las tasas de heridos por arma de fuego cada 100 mil personas-año, según fracción censal en la ciudad de Rosario para el año 2018. Se puede observar un importante número de fracciones con tasa igual a cero: el 22,6%, la mayoría de las cuales se ubican en el distrito centro de la ciudad. La distribución de la tasa de heridos por arma de fuego presenta una marcada asimetría, donde el 25% de las unidades territoriales con menor tasa registran valores inferiores a 6,4 cada 100 mil habitantes aproximadamente y el 25% de las fracciones con tasas más elevadas presentan valores entre 92,4 y 280,9 cada 100 mil personas-año (Figura 1). Se destaca la presencia de este valor extremo grande, correspondiente a una fracción ubicada en la zona central del distrito sudoeste. Es uno de los sectores más pobres de la ciudad donde se encuentran los barrios Alvear, Vía Honda, Itatí, La Boca, San Francisquito, entre otros. Muchos de ellos son asentamientos irregulares ubicados en paralelo a las vías del ferrocarril, donde las condiciones de infraestructura y hábitat son muy precarias.

El mapa de la ciudad según fracciones que se puede observar en la Figura 2 muestra la distribución espacial de las tasas de heridos por arma de fuego según cuartiles con las tonalidades más intensas representando las mayores tasas. Así se puede notar que las fracciones con tasas observadas más altas se encuentran cercanas a otras de iguales características. Lo mismo sucede con las áreas que presentan tonalidades más suaves, es decir menores valores en las tasas observadas, sugiriendo presencia de correlación espacial.

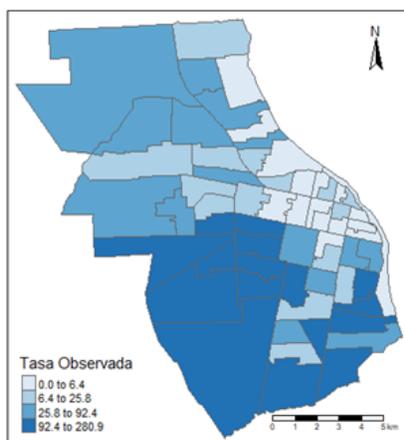
En este sentido, el valor encontrado para el índice de Moran tal como para el EBI es 0,45 con probabilidad asociada igual a 0,001. Estos valores permiten concluir que la tasa de heridos por arma de fuego cada 100 mil personas-año no se distribuye de manera aleatoria en la ciudad de Rosario, sino que existe autocorrelación espacial positiva.

Figura 1. Diagrama de caja para la tasa observada de heridos por arma de fuego cada 100 mil personas-año. Rosario. Año 2018



Fuente: Elaboración propia en base a datos de la DESP y la DGE

Figura 2. Mapa de cuartiles de la tasa observada de heridos por arma de fuego cada 100 mil personas-año. Rosario. Año 2018



Fuente: Elaboración propia en base a datos de la DESP y la DGE

Para el estudio del patrón espacial de las tasas se ajustan los modelos descriptos en la sección anterior, los cuales contemplan el exceso de valores nulos observados, asumiendo como verosimilitud en el primer nivel del modelo jerárquico la correspondiente al modelo ZIP y al BN, así como también la dependencia espacial, introducida en el segundo nivel del modelo. En general se obtienen valores más reducidos de los criterios DIC y WAIC al considerar el modelo ZIP.

Se evalúa también la mejora del ajuste al tener en cuenta los diferentes factores explicativos disponibles. Se desestimó la incorporación del porcentaje de población con NBI así como también la del porcentaje de ocupación del área por barrios populares ya que las distribuciones a posteriori de las tasas de heridos por arma

de fuego presentaban medias atípicas para varias fracciones, no lográndose el suavizado esperado.

En cuanto al porcentaje de población analfabeta y al índice de vulnerabilidad, ambas variables contribuyen a la explicación del fenómeno de acuerdo a los respectivos intervalos de credibilidad y reducen los valores del DIC y WAIC respecto al modelo sin covariables. Los valores más pequeños para los criterios de bondad de ajuste se obtuvieron al incluir el índice de vulnerabilidad (289,4 y 284,7) y, además, tener en cuenta esta variable reduce el porcentaje de variabilidad explicada por la componente espacial (43,3%), sugiriendo que este índice contribuye a la explicación del patrón geográfico de la tasa de heridos por arma de fuego (Tabla 1).

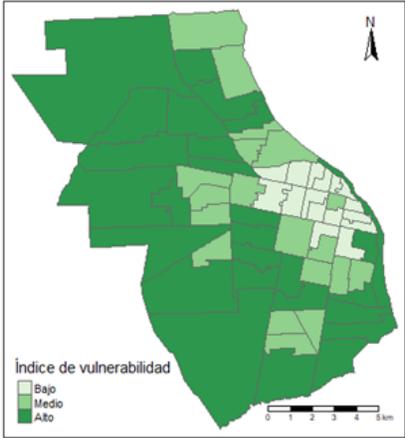
Tabla 1. Medidas resumen para modelos ZIP con estructura espacial según diferentes predictores

Predictor	DIC	WAIC	Variabilidad explicada por la componente espacial (en %)
Sin variable explicativas	295,8	287,3	99,9
Con analfabetismo	293,1	287,9	99,8
Con índice de vulnerabilidad	289,4	284,7	43,3

Fuente: Elaboración propia.

Es por ello que, a modo descriptivo, se presenta la distribución espacial del índice de vulnerabilidad teniendo en cuenta sus categorías. La categoría de baja vulnerabilidad se encuentra principalmente en la zona céntrica de la ciudad, en tanto las fracciones censales con vulnerabilidad media se ubican en las zonas noreste, noroeste y parte de la zona sur. En el sentido opuesto, hacia la periferia de la ciudad, las zonas sur, sudoeste, oeste y noroeste presentan alta vulnerabilidad (Figura 3).

Figura 3. Mapa del Índice de vulnerabilidad, según fracción censal. Rosario



Fuente: Elaboración propia en base a Ruiz (2019).

A continuación, se presentan los resultados del modelo elegido donde se puede apreciar, tal como fuera mencionado, que los intervalos de credibilidad correspondientes a los parámetros asociados a los niveles del índice de vulnerabilidad

contribuyen a la explicación de la tasa de heridos por arma de fuego debido a que dichos intervalos no contienen el valor cero (Tabla 2).

Se observa también que a mayor vulnerabilidad, mayor es el efecto sobre la tasa de heridos por arma de fuego. Particularmente, la tasa de heridos por arma de fuego en fracciones con un índice de vulnerabilidad medio es más del triple ($\exp(1,31)$) que la correspondiente a fracciones con nivel bajo de vulnerabilidad y en las zonas de mayor vulnerabilidad es al menos 7 ($\exp(1,97)$) veces las de nivel más bajo.

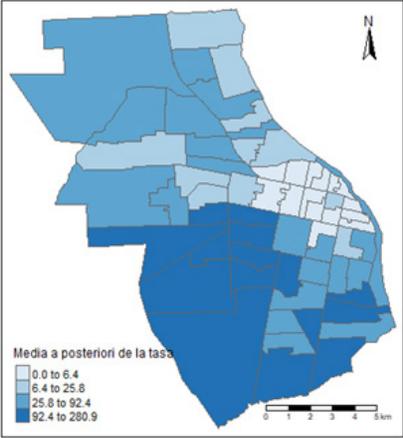
Tabla 2. Estimación a posteriori e intervalo de credibilidad de los parámetros e hiperparámetros del modelo ZIP con estructura espacial e índice de vulnerabilidad como variable explicativa

	Estimación	Intervalo de credibilidad del 95%
Parámetro		
Intercepto	-10,29	-11,21 – -9,48
Índice de vulnerabilidad		
Medio vs Bajo	2,24	1,31 – 3,25
Alto vs Bajo	2,93	1,97 – 3,96
Hiperparámetro		
π_0	0,02	0,00 – 0,09
σ_U^2	0,58	0,33 – 0,96
σ_V^2	0,49	0,21 – 0,98

Fuente: Elaboración propia.

Por último, se presenta el mapeo de las tasas estimadas agrupadas en intervalos cuyos límites se corresponden con los de los intervalos cuartílicos de las tasas observadas de modo de facilitar la comparación. Se puede apreciar que el mapa es concordante con el obtenido a partir de las tasas observadas, pero mostrando un patrón geográfico suavizado como consecuencia de considerar en el modelo la correlación espacial y el índice de vulnerabilidad (Figura 4).

Figura 4. Mapa de cuartiles de la tasa a posteriori de heridos por arma de fuego cada 100 mil personas-año estimada por el modelo ZIP con estructura espacial e índice de vulnerabilidad como variable explicativa. Rosario. Año 2018



Fuente: Elaboración propia

Se destaca la zona céntrica de la ciudad como la de menor tasa de heridos por armas de fuego, correspondiendo a áreas con índice de vulnerabilidad bajo (Figura 3 y 4). En sentido opuesto se observa que las zonas oeste, sudoeste y sur de la ciudad son las que presentan mayores tasas de heridos por arma de fuego, caracterizadas en su mayoría por presentar un alto índice de vulnerabilidad. Algunos de estos sectores están conformados por asentamientos irregulares, principalmente emplazados en las laderas de las vías del ferrocarril, las cuales se caracterizan, en mayor o menor medida, por infraestructura habitacional precaria con acceso informal al agua potable y electricidad, sin cloacas ni gas. Sin embargo, la violencia armada no es exclusiva de los asentamientos irregulares. También, en las zonas de altas tasas de heridos por arma de fuego se encuentran áreas consolidadas en infraestructura donde bandas delictivas vinculadas al narcotráfico y a las denominadas “barrabravas” de clubes de fútbol desarrollan sus negocios ilegales.

5. Consideraciones finales

El estudio realizado ha permitido obtener estimaciones suavizadas de las tasas de heridos por arma de fuego a partir de un modelo Poisson cero inflado con estructura de correlación espacial encuadrado en los modelos gaussianos latentes bajo enfoque bayesiano.

De acuerdo al modelo elegido se encontró que el índice de vulnerabilidad contribuye a la explicación del patrón geográfico de la tasa de heridos por arma de fuego en la ciudad de Rosario. Los sectores de altas tasas de heridos por arma de fuego se caracterizan por incluir zonas de infraestructura urbana y habitacional precaria y carencias económicas, culturales y educacionales, representadas por los valores altos del índice de vulnerabilidad utilizado. Situación que demanda una mirada especial en estos sectores.

Además, el mapeo de las tasas estimadas permitió una mejor visualización de las

variaciones zonales facilitando la identificación de zonas con alto y bajo riesgo de violencia armada.

La violencia es un fenómeno complejo, multidimensional y multicausal. Algunas de las componentes que podrían estar incidiendo en los altos niveles de violencia son los problemas de infraestructura urbana y habitacional y dificultades de acceso a derechos económicos, sociales y culturales. Si bien se considera que no es la pobreza lo que determina que una zona sea más o menos violenta, es en los espacios más pobres donde generalmente los grupos o bandas criminales encuentran la posibilidad de desarrollar sus actividades ilícitas, aprovechándose de las necesidades económicas de los jóvenes, brindando empleo informal e ilegal que otorga además "prestigio" entre los pares (ONU-Habitat y Universidad Alberto Hurtado, 2009). Es en los sectores populares donde los efectos de las crisis económicas tienen fuerte impacto y los habitantes de estas áreas encuentran en la venta ilegal de drogas la posibilidad de aumentar sus ingresos.

lazzetta (2020) señala en su estudio sobre la trama criminal de Rosario, que el incremento en la cantidad de vendedores de droga ilegal provoca un rédito menor para cada uno de ellos, lo que aumenta las disputas territoriales por el control del negocio. Resalta además que no todo es crimen organizado, sino que existen grupos en torno al negocio ilegal de la droga caracterizados por su rusticidad, improvisación y falta de sofisticación. En la mayoría de los casos existen disputas barriales e interpersonales para consolidar el control del territorio lo cual, sumado a la gran proliferación de armas de fuego y acceso a proyectiles, hace que los conflictos se resuelvan con extrema violencia. En efecto, se podría pensar que el conjunto de estas componentes produce debilitamiento de los lazos sociales, incrementando la violencia interpersonal.

Respecto a cuestiones metodológicas inherentes al trabajo realizado se considera que fue apropiada la búsqueda de un modelo a partir de la clase de modelos gaussianos latentes de acuerdo a la forma establecida por Besag-York-Mollie, teniendo en cuenta que la dimensión espacial juega un papel clave en muchos fenómenos sociales. Vale mencionar además que, si bien los modelos espaciales para datos agregados por áreas han sido ampliamente usados en epidemiología, su aplicación específicamente en el campo de la violencia en Argentina no ha sido aprovechada. En cuanto a la estimación de estos modelos, el uso de la metodología INLA bajo el enfoque bayesiano resultó satisfactorio propiciando resultados rápidos y precisos.

A modo de síntesis, el modelo espacial jerárquico ajustado ha proporcionado información útil para detectar zonas de alta concentración de casos de violencia y sus resultados pueden aportar hallazgos de utilidad para diseñar políticas públicas. La posibilidad de incorporar, además, factores explicativos como la vulnerabilidad contribuyen a la comprensión del problema en estudio. Sin embargo, se reconoce como una limitación del trabajo que el índice de vulnerabilidad fue construido en base a datos del CNPHYV 2010, ya que aún no están disponibles los datos del último Censo realizado en Argentina.

Para futuras líneas de investigación, sería importante contar con información más

actualizada en referencia a la vulnerabilidad y/o a variables complementarias, con el objetivo de mejorar la descripción del fenómeno en estudio. Además, sería valioso contar con los registros de los homicidios acaecidos en cada zona y así poder estudiar el fenómeno completo de mayor impacto en la violencia de la ciudad de Rosario.

Se evaluará también trabajar con un nivel de desagregación de la información a nivel radio censal con el objeto de detectar áreas más específicas de riesgo que no se detecten a partir de la división del municipio en fracciones censales.

Los hechos de violencia en Rosario se han agudizado en los últimos años producto, en parte, por la crisis económica derivada de la pandemia por el nuevo virus SARS-CoV-2. Conocer las zonas que han tenido altos índices de violencia de forma sostenida o han cambiado la tendencia a través del tiempo es de vital importancia para el diseño de políticas públicas de reducción de violencias. Es por ello, que el próximo paso será incorporar a los modelos una componente temporal de forma de poder apreciar las variaciones en los últimos años (Hu, Zhu, Duan y Guo, 2018; Khana, Rossen, Hedegaard y Warner, 2018; Madden *et al.*, 2021).

Referencias bibliográficas

- Assunção, R. M. y Reis, E. A. (1999). A new proposal to adjust Moran's I for population density. *Statistics in Medicine*, (18), 2147-2162. [https://doi.org/10.1002/\(sici\)1097-0258\(19990830\)18:16<2147::aid-sim179>3.0.co;2-i](https://doi.org/10.1002/(sici)1097-0258(19990830)18:16<2147::aid-sim179>3.0.co;2-i)
- Beltrame, S. (2015). *Muertes por homicidios y su relación con las desigualdades sociales. Argentina 2001-2010* (Tesis de Maestría). Rio de Janeiro, Brasil: Escola Nacional de Saúde Pública Sergio Arouca.
- Besag, J., York, J. y Mollié, A. (1991). Bayesian image restoration, with two applications in spatial statistics. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, 43(1), 1-20. <https://doi.org/10.1007/BF00116466>
- Blangiardo, M. y Cameletti, M. (2015). *Spatial and spatio-temporal Bayesian models with RINLA*. John Wiley & Sons.
- Bonat, W. H. y Ribeiro, P. J. (2015). Practical likelihood analysis for spatial generalized linear mixed models. *Environmetrics*, 27(2), 83-89. <https://doi.org/10.1002/env.2375>
- Cardona, O. D. (2001). *Estimación holística del riesgo sísmico utilizando sistemas dinámicos complejos* (Tesis Doctoral). Barcelona, España: Universidad Politécnica de Catalunya.
- Dirección General de Estadística de la Municipalidad de Rosario. (2018). *Anuario de Población y Estadísticas Vitales*. https://www.rosario.gob.ar/ArchivosWeb/anuario_2018.pdf.
- Gómez-Rubio, V. (2020). *Bayesian Inference with INLA*. CRC Press.

- Hu, T., Zhu, X., Duan, L. y Guo, W. (2018). Urban crime prediction based on spatio-temporal Bayesian model. *PLOS ONE*, 13(10), 1-18. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0206215>
- Iazzetta, M. (2020). Crimen desorganizado y mercados ilegales de droga en la ciudad de Rosario. *Revista de la Escuela de Antropología*, (27), 1-13. <https://doi.org/10.35305/revistadeantropologia.v0iXXVII.119>
- INDEC [Instituto Nacional de Estadística y Censos].(2010). *Censo Nacional de Población, Hogares y Viviendas 2010*. Buenos Aires, Argentina: Instituto Nacional de Estadística y Censos. Recuperado de Base de datos REDATAM en <https://www.indec.gob.ar/indec/web/Nivel4-Tema-2-41-135>
- Khana, D., Rossen, L. M., Hedegaard, H. y Warner, M. (2018). A Bayesian spatial and temporal modeling approach to mapping geographic variation in mortality rates for subnational areas with R-INLA. *Journal of Data Science*, 16(1), 147-182.
- Law, J., Quick, M. y 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. <https://doi.org/10.1007/s10940-013-9194-1>
- Luan, H., Quick, M. y Law, J. (2016). Analyzing local spatio-temporal patterns of police calls-for-service using Bayesian integrated nested Laplace approximation. *International Journal of Geo-Information*, 5(9), 162-177. <https://doi.org/10.3390/ijgi5090162>
- Madden, J. M., McGrath, G., Sweeney, J., Murray, G., Tratalos, J. A. y More, S. J. (2021). Spatio-temporal models of bovine tuberculosis in the Irish cattle population, 2012-2019. *Spatial and Spatio-temporal Epidemiology*, 39, 100441. <https://doi.org/10.1016/j.sste.2021.100441>
- McNeish, D. (2016). On using Bayesian methods to address small sample problems. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 23(5), 750-773. <https://doi.org/10.1080/10705511.2016.1186549>
- Militino, A. F., Ugarte, M. D. y Dean, C. B. (2001). The use of mixture models for identifying high risks in disease mapping. *Statistics in Medicine*, 20(13), 2035-2049. <https://doi.org/10.1002/sim.821>
- Ministerio de Seguridad de la Nación, Sistema Nacional de Información Criminal. (2020). *Estadísticas Criminales. República Argentina 2020*. <https://estadisticascriminales.minseg.gob.ar/reports/InformeSNIC2020.pdf>
- Moran, P. A. (1950). Notes on continuous stochastic phenomena. *Biometrika*, 37(1), 17-23. <https://doi.org/10.1093/biomet/37.1-2.17>

- Observatorio de Seguridad Pública (2020). *Reporte anual Homicidios Provincia de Santa Fe Año 2020*. <https://www.santafe.gov.ar/ms/osp/informes/informe-anual-sobre-homicidios-en-provincia-de-santa-fe-2020/>
- ONU-Habitat y Universidad Alberto Hurtado (2009). *Guía para la prevención local hacia políticas de cohesión social y seguridad ciudadana*. Santiago de Chile, Chile: UN-HABITAT y Universidad Alberto Hurtado.
- PNUD [Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo]. (2013). Informe Regional de Desarrollo Humano 2013-2014. *Seguridad Ciudadana con Rostro Humano: diagnóstico y propuestas para América Latina*. Nueva York, EEUU: Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo.
- Rettberg, A. (2020). Violencia en América Latina hoy: manifestaciones e impactos. *Revista de Estudios Sociales*, (73), 2-17. <https://doi.org/10.7440/res73.2020.01>
- RStudio Team (2020). *RStudio: Integrated Development Environment for R*. RStudio. Boston, EEUU: PBC. URL <http://www.rstudio.com/>.
- Rue, H., Martino, S. y Chopin, N. (2009). Approximate Bayesian inference for latent Gaussian models by using integrated nested Laplace approximations. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B: statistical methodology*, 71(2), 319-392. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9868.2008.00700.x>
- Ruiz, L. (2019). *Elaboración de índices de vulnerabilidad ante amenaza de inundaciones para la ciudad de Rosario, provincia de Santa Fe, Argentina, aplicando distintas metodologías multivariadas* (Tesis de grado). Rosario, Argentina: Universidad Nacional de Rosario. <https://fcecon.unr.edu.ar/web-nueva/practicas-profesionales-aprobadas>.
- Schmidt Strano, E., Borra, V. L. y Boggio, G. S. (26-30 de abril de 2021). *Estudio de la violencia armada en Rosario mediante modelos jerárquicos Bayesianos*. Vigésimoquintas Jornadas "Investigaciones en la Facultad" de Ciencias Económicas y Estadística. Rosario, Argentina: Universidad Nacional de Rosario. [<http://hdl.handle.net/2133/20811>]
- Secretaría de Integración Socio Urbana del Ministerio de Desarrollo Social. (2021). *Mapa de los barrios populares de Argentina*. Registro Nacional de Barrios Populares. <https://datos.gob.ar/dataset/desarrollo-social-registro-nacional-barrios-populares>
- Spiegelhalter, D. J., Best, N. G., Carlin, B. P. y Van Der Linde, A. (2002). Bayesian measures of model complexity and fit. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B: statistical methodology*, 64(4), 583-639. <https://doi.org/10.1111/1467-9868.00353>.
- Vilalta, C., Lopez-Ramirez, P. y Fondevila, G. (2021). The spatial diffusion of homicide

in Mexico City: a test of theories in context. *Global Crime*, 22(3), 222-239. <https://doi.org/10.1080/17440572.2021.1909480>.

Walder, A. y Hanks, E. M. (2019). Bayesian analysis of spatial generalized linear mixed models with Laplace moving average random fields. *Computational Statistics & Data Analysis*. <https://doi.org/10.1016/j.csda.2019.106861>

Watanabe, S. y Opper, M. (2010). Asymptotic equivalence of Bayes cross validation and widely applicable information criterion in singular learning theory. *Journal of Machine Learning Research*, 11(12), 3571-3594.

Zeileis, A., Kleiber, C. y Jackman, S. (2008). Regression models for count data in R. *Journal of Statistical Software*, 27(8), 1-25. <https://doi.org/10.18637/jss.v027.i08>.