

Pronóstico de un indicador de acciones bélicas en Colombia a partir de análisis de series de tiempo

War actions indicator Forecast in Colombia based in time series

Julián Sánchez, Universidad los Libertadores.

José John Fredy González Veloza, jjgonzalezv02@libertadores.edu.co, Fundación Universitaria Los Libertadores

Resumen

El conflicto armado en Colombia suscita toda clase de retos para la academia, este artículo pretende abordar esas problemáticas desde una perspectiva interdisciplinar, construyendo un indicador de intensidad de violencia basado en tres variables del conflicto armado que fueron tratadas mediante la cuantificación óptima convirtiéndolas en cuantitativas. Este indicador fue analizado con el método ARIMA. Este indicador pasó por su construcción a partir de la cuantificación óptima de **tres variables** que hacen referencia a la intensidad del conflicto y la afectación a la población vulnerable, agrupando los datos de manera semestral con datos desde 1995, de tal manera, se plantea la construcción de un modelo, el análisis de las métricas de precisión o validación y el pronóstico del indicador de intensidad del conflicto para los siguientes



semestres, obteniendo un resultado que indica una caminata aleatoria, debido a la carencia de estacionalidad, por lo que el pronóstico se centra en la media de la suma del indicador.

Palabras clave:

ARIMA, series de tiempo, conflicto armado, acciones bélicas, pronóstico.

Abstract

The armed conflict in Colombia summarizes all kinds of challenges for the academy, this article aims to address these problems from an interdisciplinary perspective, building an indicator of intensity of violence based on three variables of the armed conflict that were treated through optimal quantification, converting them into quantitative ones. This indicator was analyzed with the ARIMA method. This indicator underwent its construction from the optimal quantification of three variables that refer to the intensity of the conflict and the impact on the vulnerable population, grouping the data semi-annually with data from 1995, in such a way, the construction of a model, the analysis of the precision or validation metrics and the forecast of the conflict intensity indicator for the following semesters.

Keywords:

ARIMA, time series, armed conflict, war actions, forecast.



Introducción

Colombia es un país que ha pasado por un conflicto armado durante prácticamente toda su historia republicana, esta violencia ha sido determinante para su construcción de identidad, así como para el desarrollo de su proceso económico, ya que ha condicionado a una gran parte del país, especialmente la ruralidad (Pécaut, 2000).

Usualmente las decisiones que toman los formuladores e implementadores de política pública están basadas en concepciones clásicas de la gestión de conflictos, proclives a la comprensión del aumento de pie de fuerza como sinónimo de desarticulación del fenómeno de violencia y de sus actores.

Este documento se propone aportar a la comprensión del fenómeno de violencia desde el método estadístico de descomposición de series de tiempo, partiendo de los componentes básicos de las series que son la estacionalidad y tendencias, usando estos componentes como insumo para ampliar el conocimiento sobre las problemáticas de violencia territorial y pronosticar la incidencia de este fenómeno en el territorio nacional si se siguen abordando las problemáticas de seguridad de la forma en que se viene haciendo tradicionalmente.

De tal manera, se propuso partir de la **cuantificación óptima**" u **optimal scaling** (Young, F, 1981) que permitirá generar un indicador o score de violencia con datos que vienen desde 1958, para generar un análisis de series de tiempo univariadas **ARIMA** que permita pronosticar los niveles de violencia.

Las series de tiempo son utilizadas en una amplia gama de disciplinas como las



finanzas, transporte, mercados, biología, medicina, ingeniería, etc., para analizar el comportamiento de una variable en el tiempo y facilitar la toma de decisiones (Moreno García, Jiménez-Linares, y Rodríguez-Benítez, 2017) y permiten considerar información temporal, estimar parámetros y proporcionar datos puntuales precisos sobre valores futuros (Lütkepohl, H. 2005; Prasilovic, Bilancia, Appice, y Malerba, 2017).

Las tres categorías que se sintetizan para generar el indicador son tomadas como referencia a los estándares del DIH, partiendo del hecho de cada vida humana es valiosa en sí misma, pero que en el marco del conflicto existen reglas vinculantes para los actores confrontados y que su incumplimiento determinan la intensidad del conflicto en cuestión. De tal forma, se ponderará la 1) edad de las víctimas, asignando mayor valor a las víctimas de menor edad; 2) la vulneración a derechos a población vulnerable, partiendo del hecho de que la sociedad civil es población vulnerable, pero existen poblaciones en especial estado de desprotección; y 3) por último la calidad de la víctima, diferenciando como lo hace el DIH a las víctimas civiles de las militares de los grupos armados regulares o irregulares.

Este indicador se expresa en un valor máximo de 100 que expresa el nivel de violencia más alto posible, llegando a este resultado a través de la cuantificación de variables categóricas para tener como producto un puntaje que será analizado a la luz del método ARIMA de series de tiempo, el cual una vez surta el proceso de descomposición, autocorrelación, análisis de métricas de precisión y el pronóstico, con el fin de identificar la su factibilidad.

Esta es una aproximación a un modelo exploratorio para el abordaje del

fenómeno de la violencia en Colombia, por lo que pretende ser incentivo para ejercicios que complementen la complejidad de este indicador de violencia e incluso la construcción del modelo, que como se menciona es de naturaleza univariada, mientras que podría ahondarse en las realidades de las violencias a partir de análisis multivariados desde las series de tiempo que permitan aportar de manera más sólida al objetivo de este ejercicio, que es la comprensión general del fenómeno a partir de la estacionalidad y tendencias que sean identificadas en su ejecución.

De tal manera, este ejercicio es el punto de partida e invitación para la construcción de más insumos desde la teoría estadística que aporten a la formulación de una política pública de seguridad que atienda las necesidades de los territorios desde un análisis profundo de lo social y también de las lógicas y dinámicas que pueden identificarse desde el análisis estadístico, formulando una serie de tiempo desde un indicador de intensidad de la violencia bajo un análisis con el método ARIMA para series de tiempo.

Metodología

El enfoque de este trabajo es cuantitativo, basado en técnicas de machine learning para el análisis de una serie de tiempo de un indicador formulado en el marco del desarrollo del presente documento. La base de datos de la que se sustraen las variables proviene del Centro Nacional de Memoria Histórica (2013), institución que dispone de un repositorio de variadas bases de datos en el marco de su misión de construir un relato de verdad, aportando desde esta labor a la construcción de datos tabulares sobre diferentes cuestiones para propiciar el análisis desde una perspectiva intersectorial.

Este indicador de violencia es la concreción de tres variables de la base de datos de víctimas del conflicto armado colombiano, de la siguiente manera:

Tabla 1. Variables del indicador de violencia. Elaboración propia

Variable	Valores	Peso
	Combatiente	22,22

Calidad de la víctima	Población civil	11,11
Tipo de población vulnerable	Políticos	33,33
	Exmilitar-expolicía	33,33
	Militante partido político	33,33
	Sindicalista	
	Periodista	33,33
	Líder social (campesino, indígena, comunitario, etc)	33,33



	Maestro o educador	33,33
	No es población vulnerable	0
Edad	0 a 6	33,33
	7 a 12	33,33
	13 a 17	33,33
	18 a 28	33,33
	29 a 39	22,22
	40 a 59	22,22
	60 a 69	22,22
	70 a 79	22,22
	80 o más	22,22

La tabla 1 en su columna de valores hace referencia a las variables que se extrajeron para construir el indicador de violencia, los puntajes relativos a cada valor posible fueron asignados por medio de la cuantificación óptima, método que propone la transformación de las variables categóricas en cuantitativas para el análisis de la información a nivel estadístico (Young, 1981; Castaño, 2010).

Complementariamente, estos valores relativos surgen en el marco conceptual



específico del Derecho Internacional Humanitario -DIH- (Comité Internacional de la Cruz Roja, 2010 & CDECIDPVG, 1949), que prepondera a la población civil sobre la combatiente por su condición de indefensión; define a las niñas, niños y adolescentes como población vulnerable, lo que desde la perspectiva de este trabajo es extendido a los jóvenes, es decir, la población hasta los 28 años, por lo que le asigna un mayor valor relativo y finalmente, también se le asigna un puntaje mayor a las poblaciones víctimas que desempeñaban un papel de liderazgo político, social, o que fueran miembros de las fuerzas armadas o profesiones que por su naturaleza cuentan con riesgo por su contradicción con los grupos armados, esta vulnerabilidad ha sido recopilada en diversos productos provenientes de la normatividad internacional, las organizaciones de la sociedad civil y la academia.

La base de datos de referencia considera a las víctimas de acciones bélicas como todos los muertos en el marco de una acción militar (bien sea oficial o no) incluyendo las personas muertas en combates, emboscadas, incursiones, ataques a objetivos militares y bombardeos. En esta lista se excluyen los casos en los cuales la población civil haya sido usada como escudo humano por parte de los actores armados, atentados terroristas, muertes por minas antipersona, munición sin explotar y muertes en acciones de sabotaje (CNMH, 2013).

Finalmente, en cuanto a lo metodológico, las etapas que serán abordadas por el ejercicio propuesto en el presente documento serán inicialmente la configuración del indicador de acuerdo a lo que requiere el software utilizado (Python); posteriormente se propone el análisis descriptivo y de autocorrelación de la línea de tiempo del indicador

de violencia; la prueba ADF para la comprobación de hipótesis de significancia; la construcción de los modelos para su comparación a través de las métricas de precisión; y por último las conclusiones que surgen de este análisis y construcción del modelo que pretende pronosticar las acciones bélicas desde el indicador de violencia basado en el DIH.

En términos de alinear la comprensión del modelo de pronóstico será entendido como:

$$Y_t = \alpha + \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \dots + \beta_p Y_{t-p} + \epsilon_t + \phi_1 \epsilon_{t-1} + \phi_2 \epsilon_{t-2} + \dots + \phi_q \epsilon_{t-q}$$

Esta es la ecuación que desarrolla un modelo ARIMA, el cual será propuesto en caso de que la prueba de hipótesis de significancia supere el nivel mínimo de $p=0.05$, siendo que, si el valor de p del modelo es mayor, se rechaza la hipótesis de estacionariedad.

La violencia en Colombia

Es necesario abordar de manera general el conflicto armado como un fenómeno social, de manera breve, es posible considerar esta situación estructural que ha tenido una serie de transformaciones a lo largo del tiempo, a razón del cambio de lógicas que se han propiciado a razón de las coyunturas puntuales de diversas épocas (Ramírez & Cubides, 2018).

Pese a esto es posible identificar de manera general unas cuestiones centrales



que han dado sostenibilidad al conflicto armado y a sus actores, como las instituciones excluyentes y extractivas que caracterizan a la dinámica social y política del país (Acemoglu & Robinson, 2014), siendo estas unas cuestiones que al haber limitado la democracia y el acceso a bienes y servicios han propiciado las conflictividades en el país. Adicionalmente, coyunturas como el narcotráfico introducido en la década de 1980 ha precarizado el conflicto, convirtiéndolo en una problemática mucho más profunda debido a que los grupos armados han encontrado una fuente de financiamiento muy rentable (Pécaut, 2000).

A partir de este contexto, es que se propone generar un modelo ARIMA, para analizar los datos de violencia haciendo énfasis en las poblaciones vulnerables víctimas de este fenómeno mediante un indicador que exprese la violencia en contra de estas poblaciones en particular, para encontrar explicaciones y la posibilidad de pronosticar el comportamiento de este fenómeno usando las series de tiempo.

Series de tiempo

Las series de tiempo son utilizadas en una amplia gama de disciplinas: finanzas, transporte, mercados, biología, medicina, ingeniería, etc., para analizar el comportamiento de una variable en el tiempo y facilitar la toma de decisiones (Moreno García, Jiménez-Linares, y Rodríguez-Benítez, 2017 citado en Gil, 2016).

Las series de tiempo tienen cuatro componentes fundamentales, la Tendencia (Y_t), el Ciclo (C_t), el Componente estacional (S_t) y la serie temporal (X_t) (Catalán, 2004), sobre estos se retomará posteriormente, especialmente sobre la estacionalidad,

refiriéndose al supuesto de este componente.

Es importante como se mencionó en el acápite de metodología llevar a cabo el análisis de autocorrelación, que permitirá conocer la validez de la serie de tiempo en perspectiva al pronóstico, con el fin de comprobar el supuesto de normalidad de los residuales e identificar los ruidos blancos (Botero & Cano, 2008)

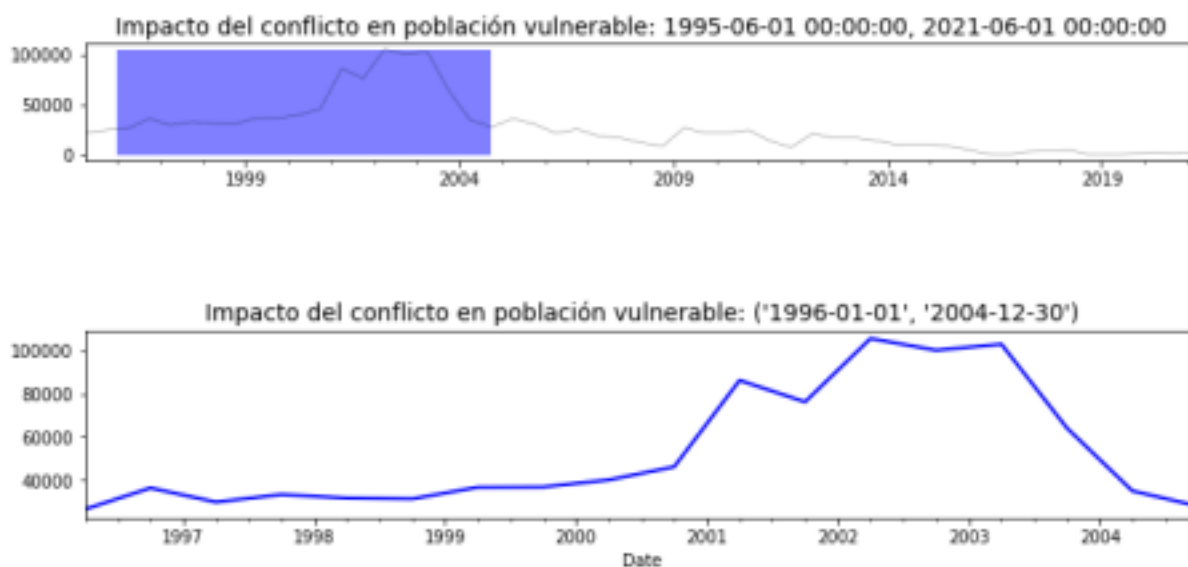
Existen diversos métodos para el análisis de series de tiempo, por ejemplo Mercado, Pedraza & Martínez (2015) acotan la importancia de las redes neuronales como un campo emergente que permite a través de la arquitectura cliente-servidor proponer pronósticos de maneras complejas, sin embargo, el presente documento opta por la metodología ARIMA porque tienen especial pertinencia cuando se trata de series de tiempo univariadas, utilizadas usualmente en estudios como los económicos en los que resulta bastante complejo encontrar variables explicativas (Cuitiño et al, 2010; Guerrero, 2002; Guerrero, Fernández, & Abad, 2006), por tal razón, se implementará este enfoque ya que el caso de estudio acerca de las víctimas de acciones bélicas, tiene similitud en cuanto a que resulta complejo encontrar variables predictoras puntuales, a razón de la naturaleza del conflicto armado en el país.

Como corolario de lo anterior, se define que el modelo ARIMA es el método adecuado propuesto por la literatura especializada en estos casos, siendo esta la razón por la que se decanta por éste en el presente ejercicio, considerando los diversos beneficios que tiene para este tipo de series de tiempo según la literatura académica (Gil ,2016). De tal forma, se relatarán las mencionadas etapas que tuvo el proceso que da

origen al presente ejercicio:

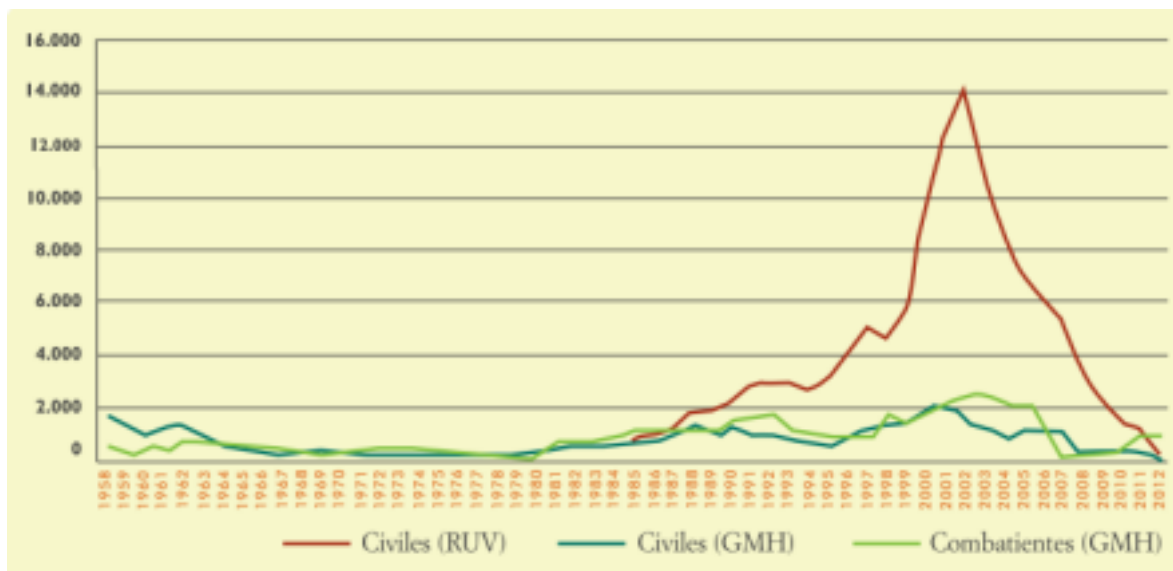
2. análisis descriptivo y autocorrelación

Figura 1. Indicador de violencia semestral 1995-2021.



La figura 1 permite identificar que el indicador de violencia basado en los conceptos del DIH está muy relacionado con las cifras generales de víctimas de acciones bélicas del CNMH como permite ver contrastar la figura 2, que tiene un comportamiento similar. Es posible evidenciar cómo en el período entre 2001 al 2004, hay un repunte en los casos de violencia que se ve mucho más marcado en la serie de tiempo del indicador, por lo que puede concluirse que este score representa un momento específico en el que el conflicto tuvo mayor afectación a las poblaciones civiles, tal como intenta representar el indicador, lo cual no se ve necesariamente expresada en la figura 2, del CNMH.

Figura 2. Víctimas de acciones bélicas. CNMH, 2013.



3. la prueba ADF para la comprobación de hipótesis de significancia

El estadístico ADF permite hacer validación de la hipótesis de la existencia de una tendencia estocástica o estacionalidad.

ADF Statistic: -1.487522
p-value: 0.539675

El resultado bajo el valor de significancia mencionado permite concluir que la serie no es estacional, por lo que es necesario hacer una diferenciación de la serie de tiempo, dejando como resultado las siguientes figuras:

Figura 3. Diferenciación de la serie de tiempo.

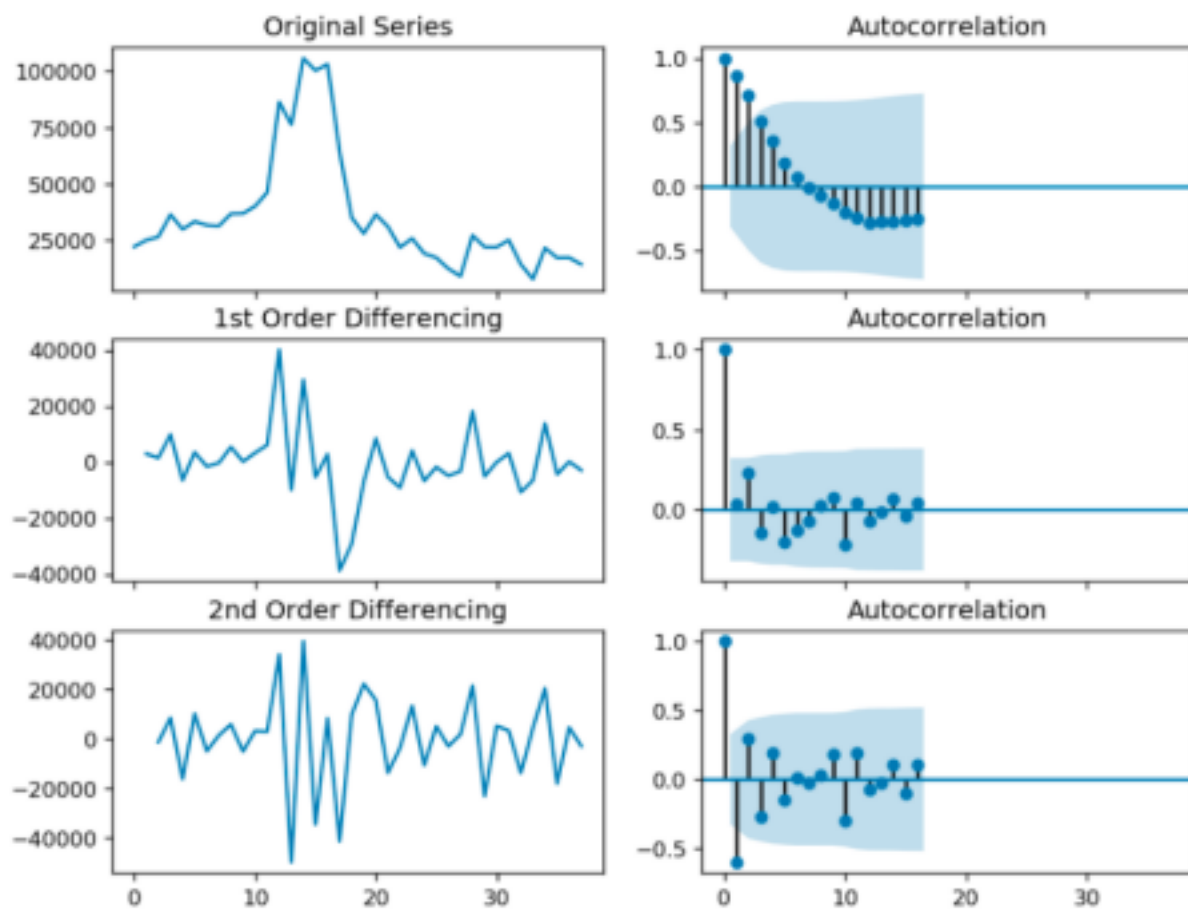
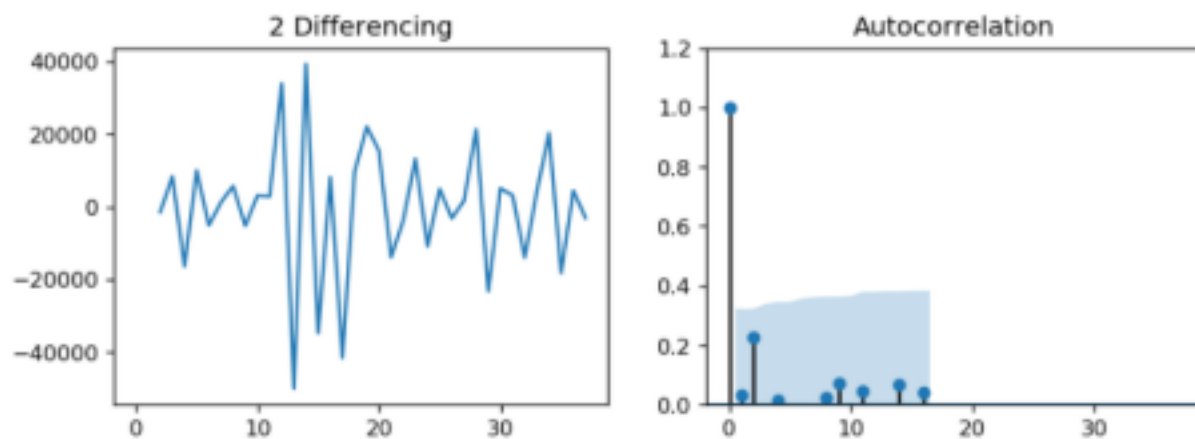


Figura 4. Diferenciación de segundo orden de la serie de tiempo.



Estas figuras 3 y 4 permiten evidenciar que no existen tendencias claras en los datos, por lo que no puede hablarse sobre estacionariedad en la formulación del modelo de pronóstico.

4. la construcción de un modelo preliminar

La tabla 1 permite ver los resultados de los modelos de acuerdo con la medida de calidad o estadístico AIC o criterio de información Akaike y BIC, estas medidas reflejan entre menor valor, una mayor pertinencia o calidad del modelo. En este ejercicio se plantearon manualmente tres modelos, ajustando los tres componentes de las series de tiempo ARIMA, es decir, la autorregresión (p), las diferencias requeridas (d) y la q , referente a las medias móviles. Finalmente, se llevó a cabo un procedimiento de autoarima, que a través de machine learning arrojó un resultado de modelo ideal de acuerdo de la medida AIC, motivo por el cual se decide tomar esta medición como parámetro de comparación con los modelos generados manualmente y el que genera el autoarima.

Tabla 2. Comparación de modelos por AIC y BIC.

Modelo 1 (1,2,1)



AIC	796.210
BIC	802.544
Modelo 2 (2,2,1)	

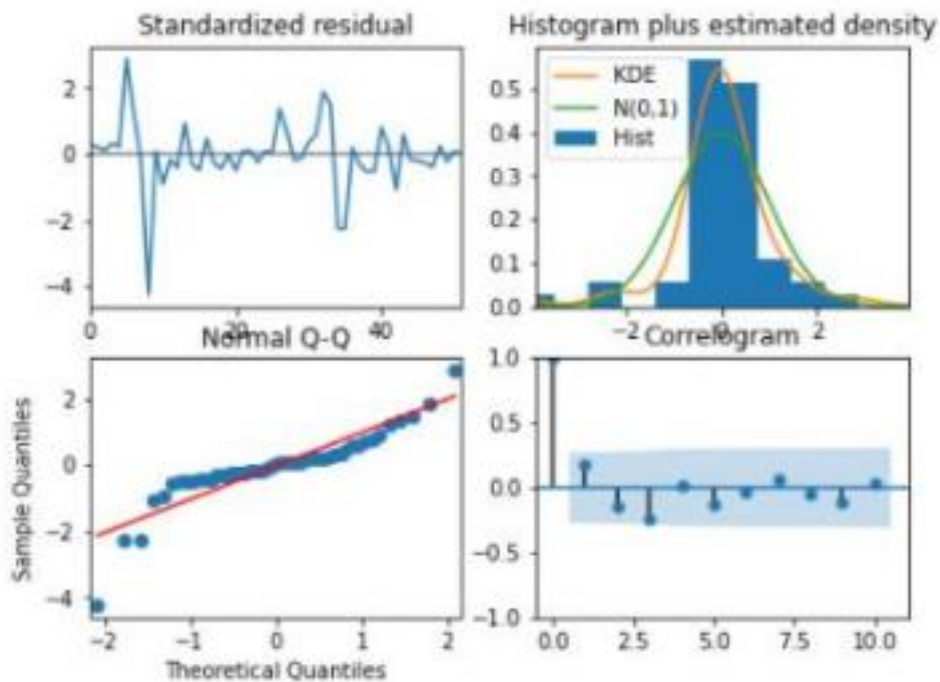
AIC	796.118
BIC	804.036
Modelo 3 (3,2,1)	
AIC	797.318
BIC	806.820
Modelo autoarima (0,1,0)	
AIC	641.007
BIC	643.742

4.1. Modelo seleccionado para pronóstico

Bajo el parámetro de selección usando el AIC, se continuará con el análisis del

modelo 0,1,0, el cual tiene los siguientes residuales:

Figura 5. Análisis de residuales modelo.



Análisis de residuales

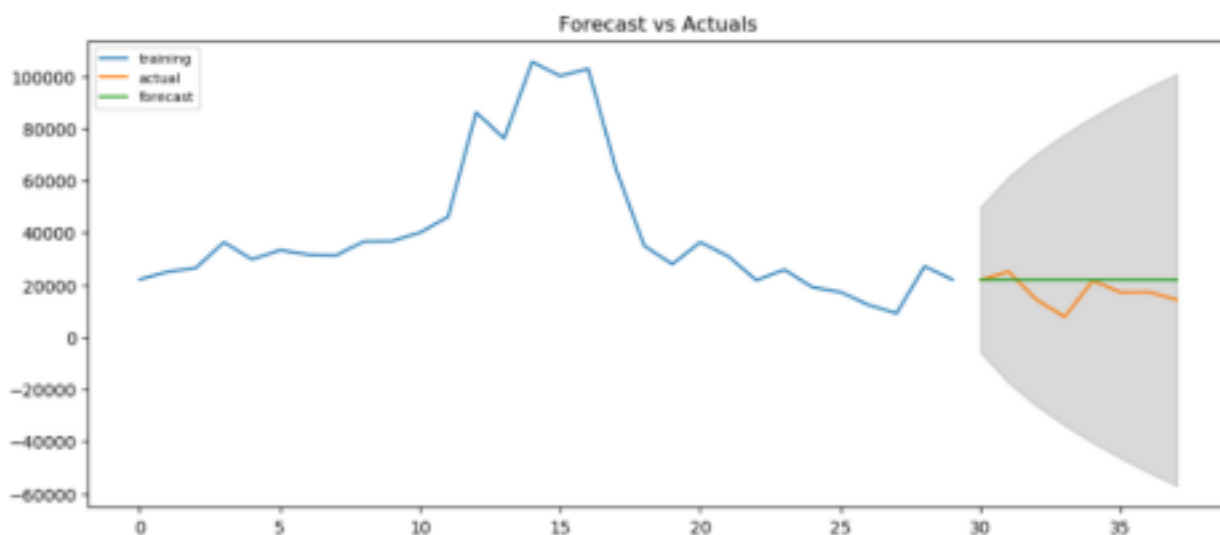
La gráfica Q-Q permite identificar una distribución normal, ya que se alinea con la recta de la gráfica. Igualmente, los residuales permiten concluir que no hay estacionariedad, ya que no es posible identificar tendencias relevantes ni homocedasticidad. Las autocorrelaciones no son significativas, reforzando de tal manera que no existe de manera evidente algún tipo de tendencia.

Métricas de evaluación

En este trabajo se desarrolló la evaluación basándose en la métrica de error cuadrático medio o RMSE, esta explica la diferencia entre la predicción y el valor real. En este caso, los diferentes modelos tuvieron resultados disímiles, siendo el modelo 2,2,1, el siguiente en calidad al modelo adoptado según el AIC, este modelo obtuvo un RMSE de 8.061, mientras que el modelo adoptado para el presente trabajo que es 0,1,0 tuvo un RMSE de 6.846, en este sentido es posible identificar que en el marco de la presente investigación la calidad del modelo adoptado es suficiente a partir de las métricas de precisión.

Pronóstico

Figura 6. Gráfica de pronóstico semestral del indicador.



En este caso, al plantearse un modelo 0,1,0, es posible identificar que el pronóstico está muy cercano a la media del indicador y permite identificar su comportamiento en unos niveles específicos a partir del tratamiento semestral siguiendo las tendencias de

estabilización del conflicto armado posterior al repunte que siguió al Acuerdo de Paz. Adicionalmente, se remarca que un modelo Arima 0,1,0 es una caminata aleatoria, es decir, esto hace referencia a un método que se utiliza cuando la mejor predicción posible es el último dato disponible debido a la falta de estacionalidad que permita pronosticar.

Conclusiones

Como fue posible evidenciar a lo largo del documento la modelación de fenómenos sociales como el conflicto armado requiere de un tratamiento específico y

especializado basado en sus propias lógicas, por lo que es necesario profundizar en su comprensión para formular análisis y metodologías factibles y más precisas.

En la revisión de literatura especializada citada en la metodología fue posible identificar que en cuanto a los análisis de series de tiempo, estos fenómenos pueden ser analizados con el método ARIMA, el cual tiene buen comportamiento con las series de tiempo univariadas, que encuentran dificultad para identificar variables explicativas, por lo que además del campo de los estudios sociales también es aplicada en la economía para la predicción de diferentes objetos de estudio como los precios de diferentes bienes o títulos.

El modelo y de los métodos usados, se configuran como un punto de partida para la discusión o implementación de medidas públicas relacionadas con los tipos de



violencia que el indicador contiene, es decir, la vulneración a derechos a las poblaciones más vulnerables en el marco del conflicto armado colombiano. El modelo con sus resultados permite identificar que el conflicto armado, en cuanto a las acciones bélicas que vulneran a la sociedad civil no tienen un estacionariedad, tendencia o comportamiento que le permitan ser pronosticadas de manera contundente a través de la metodología de series de tiempo Arima, por lo que como hipótesis sirve para continuar profundizando en las realidades del conflicto a través del método científico. Por este motivo, sería prudente para el desarrollo de acciones similares incluir el método multivariado, que permita integrar a la explicación del fenómeno a través de otras variables de interés, como las que nutren el funcionamiento de los grupos armados, es decir, el tráfico de armas, el narcotráfico, explotación de minerales, entre otras.

El pronóstico del modelo permite evidenciar la realidad a nivel general, expresando una ralentización del fenómeno de violencia posteriormente al pico experimentado después del acuerdo de paz. Esta estabilización de la violencia puede deberse a la consolidación de las estructuras armadas en los territorios, llegando a un punto en el que no incrementarán, ya que se espera tengan un comportamiento similar al del semestre inmediatamente anterior, esto a excepción de un mal manejo de estas conflictividades que pueda exacerbar las acciones bélicas.

Para el formulador de política pública es necesario considerar que la integración de metodologías de índole cuantitativo en el marco de la formulación e implementación de la política pública de seguridad y defensa, esto le permitirá comprender de mejor manera la naturaleza de las problemáticas que requiere abordar logrando de esta

manera una aproximación holística y acertada a una cuestión tan compleja como lo es el sector de la seguridad especialmente en un país como Colombia con sus amplias particularidades, permitiendo pronosticar, gestionar, clasificar o en general, resolver problemas mediante las nuevas tecnologías.

Bibliografía

Acemoglu, D., & Robinson, J. A. (2014). Por qué fracasan los países. Los orígenes del poder, la prosperidad y la pobreza. *Revista Austral de Ciencias Sociales*, 26(8), 139-146.

Botero Botero, Sergio, & Cano Cano, Jovan Alfonso. (2008). Análisis de series de tiempo para la predicción de los precios de la energía en la bolsa de Colombia. *Cuadernos de Economía*, 27(48), 173-208. Retrieved November 30, 2021, from http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0121-47722008000100007&lng=en&tlng=es.

Castaño, E. (2010). Metodología estadística para la ponderación de las variables en un individuo. Estimación del Indicador de Calidad de Vida para el Departamento de Antioquia. *Revista del Centro de estudios de Opinión -CEO- Universidad de Antioquia*.

Catalán, C. E. (2004). Series Temporales. Laboratorio de Estadística. Consejo Superior de Investigaciones Científicas (CSIC). España, 54.

CNMH. (2013). Civiles muertos en acciones bélicas. Bases de datos ¡Basta Ya!. Recuperado de: <https://www.centrodememoriahistorica.gov.co/micrositios/informeGeneral/basesDatos.html>



Centro Nacional de Memoria Histórica. (2013). ¡Basta Ya! Colombia: Memoria de Guerra y Dignidad. Bogotá: Pro-Off Set.

Comité Internacional de la Cruz Roja. (29 de 10 de 2010). Comité Internacional de la Cruz Roja. Obtenido de: https://www.icrc.org/es/doc/war-and-law/protected-persons/overview_protected-persons.htm

Conferencia Diplomática para Elaborar Convenios Internacionales destinados a proteger a las víctimas de la guerra -CDECIDPVG-. (1949). IV. Convenio de Ginebra relativo a la protección debida a las personas civiles en tiempo de guerra, 1949. Ginebra.

Cuitiño, F., Ganón, E., Tiscordio, I., & Vicente, L. (2010). Modelos univariados de series de tiempo para predecir la inflación de corto plazo. XXV Jornadas de Economía del Banco Central del Uruguay.

Flores, R. V., Montiel, M. T., & Torres, E. E. R. (2018). Visualización de series de tiempo en Python. Pádi Boletín Científico de Ciencias Básicas e Ingenierías del ICBI, 6(11), 5-5.

García-Galindo, A. (2019). Modelización de Series Temporales en Python. Instituto de Investigación Biomédica de Salamanca.

Guerrero, V. M. (2002). Pronósticos con restricciones en series de tiempo univariadas: aplicación al seguimiento del PIB de México en 2001. Revista Mexicana de Economía y Finanzas Nueva Época REMEF (The Mexican Journal of Economics and Finance), 1(1).

Guerrero, J. F. J., Fernández, R. S., & Abad, J. C. G. (2006). La capacidad predictiva en los métodos Box-Jenkins y Holt-Winters: una aplicación al sector turístico. *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*, 15(3), 185-198.

Gil Vera, V. D. (2016). Pronóstico De La Demanda Mensual De Electricidad Con Series De

Tiempo / Monthly Forecast of Electricity Demand with Time Series / Pronóstico Da Demanda Mensal De Electricidade Com Séries De Tempo. *Revista EIA*, 26, 111–120.

Lütkepohl, H. (2005). *Nueva Introducción al Análisis Temporal de Series Múltiples*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg.

Mercado Polo, D., Pedraza Caballero, L., & Martínez Gómez, E. (2015). Comparación de Redes Neuronales aplicadas a la predicción de Series de Tiempo / Comparison of Neural Network applied to prediction of Time Series. *Prospectiva*, 13(2), 88–95.
<https://doi.org/10.15665/rp.v13i2.491>

Munoz Rosas, J. F., & Alvarez Verdejo, E. (2009). Métodos de imputación para el tratamiento de datos faltantes: aplicación mediante R/Splus.

Moreno-García, A.; Moreno-García, J.; Jiménez-Linares, L.; Rodríguez-Benítez, L. (2017). Time series represented by means of fuzzy piecewise lineal segments.

Pécaut, D. (2001). *Orden y violencia: evolución socio-política de Colombia entre 1930 y 1953*. Editorial Norma.

Pécaut, D. (2000). La tragedia colombiana: guerra, violencia, tráfico de droga. *Revista Hérodote Revue de géographie er de géopolitique*

Ramirez, E., Acosta, H., Cubides,. (2018). Transformación, categorización y reconocimiento del conflicto armado colombiano. *Revista Seguridad, Justicia y Derechos Humanos*.

Ramírez, W. (2020). Fundamentos para pronosticar una serie de tiempo estacionaria con información de su propio pasado. *Industrial Data*, 23(1).

<https://doi.org/10.15381/idata.v23i1.16504>



LOS LIBERTADORES
FUNDACIÓN UNIVERSITARIA

Young, F.W. (1981), "Methods for Describing Ordinal Data with Cardinal Models", Journal of Mathematical Psychology, 12, 416-436.