



Artículo original / Original article

Modelo univariante para describir y pronosticar el comportamiento de la serie histórica de feminicidios del Perú

Univariate model to describe and forecast the behavior of the historical series of femicides in Peru

Gabriela Balcona-Ccama ¹; Leidy López-Mamani ¹¹Universidad Nacional del Altiplano, Puno, Perú

Recibido: 25/04/2023

Aceptado: 10/07/2023

Publicado: 25/07/2023

*Autor de correspondencia: balconaccama@gmail.com

Resumen: Esta investigación, de enfoque analítico-aplicado, se desarrolló en la región de Puno, Perú, con el propósito de proyectar el feminicidio en el país. El feminicidio, una preocupación global, sitúa a Perú en el tercio inferior de Latinoamérica en términos de tasa. La importancia del estudio radica en anticipar este fenómeno para implementar estrategias preventivas efectivas. El objetivo principal fue identificar un modelo predictivo mensual que se ajuste a la serie histórica, optimizando la asignación de recursos humanos, equipamiento y tecnología para una mejor toma de decisiones a corto plazo. La población abarcó los feminicidios registrados desde 2001, utilizando como muestra los datos del Programa Nacional AURORA entre 2010 y 2021. Mediante el análisis probabilístico de series temporales, se identificó el modelo univariante más adecuado para predecir el comportamiento del feminicidio: $Y_t = 10.16817 + 0.15179 \varepsilon_{(t-1)} + 0.54948 \varepsilon_{(t-12)} + 0.77771 \varepsilon_{(t-12)} + \varepsilon_t$. Este modelo, basado en la metodología Box-Jenkins, cumplió con todos los requisitos estadísticos, proporcionando un ajuste confiable para la serie histórica mensual. Los resultados obtenidos son clave para diseñar políticas públicas orientadas a prevenir y reducir el feminicidio en el país.

Palabras clave: feminicidio; estimación; parámetros; predicción mensual

Abstract: This research, with an analytical-applied approach, was developed in the region of Puno, Peru, with the purpose of projecting femicide in the country. Femicide, a global concern, places Peru in the bottom third of Latin America in terms of rate. The importance of the study lies in anticipating this phenomenon in order to implement effective preventive strategies. The main objective was to identify a monthly predictive model that fits the historical series, optimizing the allocation of human resources, equipment and technology for better decision-making in the short term. The population covered femicides recorded since 2001, using data from the AURORA National Program between 2010 and 2021 as a sample. Using probabilistic time series analysis, the most appropriate univariate model to predict the behavior of femicide was identified: $Y_t = 10.16817 + 0.15179 \varepsilon_{(t-1)} + 0.54948 \varepsilon_{(t-12)} + 0.77771 \varepsilon_{(t-12)} + \varepsilon_t$. This model, based on the Box-Jenkins methodology, met all statistical requirements, providing a reliable fit for the monthly historical series. The results obtained are key to designing public policies aimed at preventing and reducing femicide in the country.

Keywords: femicide; estimation; parameters; monthly prediction

1. Introducción

El feminicidio, definido como el asesinato de una mujer por razones de género, es un fenómeno que refleja una forma extrema de violencia de género. Este problema social trasciende fronteras y afecta a sociedades de diferentes niveles de desarrollo, siendo uno de los principales obstáculos para alcanzar la equidad de género y garantizar los derechos humanos fundamentales de las mujeres (Russell, 2008). En Perú, este acto criminal constituye un desafío prioritario, dado su impacto en la seguridad, el bienestar y la cohesión social.

A nivel global, las tasas de feminicidio son especialmente alarmantes en América Latina, región que presenta una de las cifras más altas del mundo, solo superada por África (OMS, 2013). En el Perú, la violencia contra la mujer se ha convertido en un problema estructural y sistemático, evidenciado por un promedio de 5 feminicidios mensuales reportados entre 2010 y 2021 según el Programa Nacional AURORA (2021). Este contexto evidencia la necesidad de comprender las dinámicas del feminicidio para implementar estrategias efectivas de prevención y mitigación.

Entre los factores subyacentes al feminicidio destacan las desigualdades de género arraigadas, la normalización de la violencia en la sociedad y la limitada eficacia de las políticas de prevención y justicia. La falta de una respuesta adecuada de las autoridades y la insuficiencia de recursos destinados a proteger a las víctimas refuerzan la perpetuación de este problema (Viviano Llave, 2007).

El impacto del feminicidio trasciende a las víctimas directas, afectando a sus familias y a la sociedad en general. Las secuelas incluyen traumas emocionales, desintegración familiar y desconfianza en las instituciones públicas. Además, este fenómeno contribuye a perpetuar ciclos de violencia y desigualdad, generando un retroceso en los avances hacia una sociedad más inclusiva y equitativa (Soto & Cenitagoya Garín, 2017).

Si bien se han realizado numerosos estudios sobre la incidencia del feminicidio en el Perú, existe una limitada exploración de herramientas estadísticas que permitan proyectar su comportamiento futuro. En este sentido, los modelos de series temporales, como los basados en la metodología Box-Jenkins, ofrecen una oportunidad para generar predicciones útiles para la toma de decisiones (Montenegro, 2011).

La presente investigación tiene como objetivo determinar el modelo univariante que mejor se ajuste a la serie histórica mensual de feminicidios en el Perú durante el periodo 2010-2021. A través de este modelo, se busca describir y pronosticar el comportamiento de esta serie, proporcionando información para diseñar estrategias preventivas y mejorar la asignación de recursos humanos y tecnológicos.

2. Materiales y métodos

La presente investigación adoptó un enfoque cuantitativo, orientado al análisis estadístico y numérico de datos históricos sobre feminicidios en el Perú. Este enfoque permitió una evaluación objetiva de las tendencias temporales, así como la construcción de modelos predictivos robustos para la toma de decisiones.

El diseño de la investigación fue no experimental y longitudinal, ya que no se manipularon las variables de estudio y se analizaron datos mensuales de feminicidios registrados durante el periodo 2010-2021. Este diseño facilitó el análisis de las tendencias y patrones a lo largo del tiempo, permitiendo identificar comportamientos recurrentes y proyectar futuros escenarios.

La población objeto de estudio incluyó todos los casos de feminicidio registrados en el Perú desde 2001 hasta 2021, según los datos proporcionados por el Programa Nacional AURORA. Sin embargo, la muestra se limitó a los datos recopilados entre 2010 y 2021, seleccionados por su consistencia y confiabilidad estadística.

Los datos utilizados provienen del Programa Nacional AURORA, que proporciona información oficial sobre casos de violencia contra la mujer. Antes de su análisis, se validó la calidad y consistencia de los datos para asegurar su pertinencia en el estudio.

Para el análisis, se aplicó la metodología Box-Jenkins, una técnica avanzada para modelar series temporales. Este método abarca cuatro etapas principales. En primer lugar, la identificación permitió determinar la estructura inicial del modelo mediante gráficos de autocorrelación (ACF) y autocorrelación parcial (PACF). En la etapa de estimación, se ajustaron los parámetros del modelo para representar adecuadamente la serie histórica. Posteriormente, se realizó la validación del modelo, evaluando los residuos para garantizar que cumplieran los supuestos estadísticos necesarios. Finalmente, en la etapa de pronóstico, se generaron proyecciones que permitieron estimar el comportamiento futuro de los feminicidios en el Perú.

El análisis se llevó a cabo utilizando el software estadístico R, debido a su capacidad para procesar grandes volúmenes de datos y la flexibilidad que ofrece en la implementación de modelos de series temporales. Este software facilitó la selección del modelo ARIMA más adecuado y la validación de sus resultados.

3. Resultados

3.1. Identificación del modelo ARIMA

Se tiene en la Figura 1 la serie casos de feminicidio en el Perú periodo 2010- 2021 graficados en un periodograma, realizando un análisis visual a la figura, podemos afirmar que, la serie no presenta tendencia, al contrario, tiene un comportamiento aleatorio propio de las series estacionarias, es decir que, los datos fluctúan alrededor de su media y por lo tanto da algunos indicios de que podríamos estar frente a una serie estacionara.

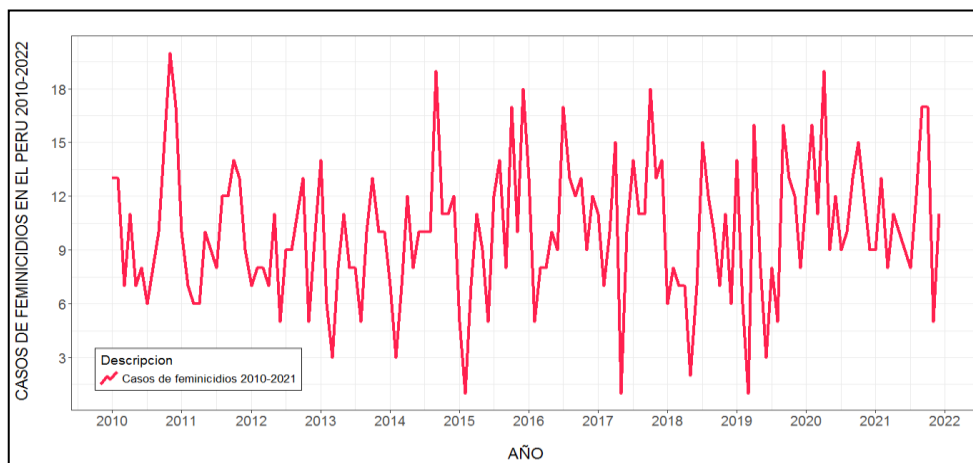


Figura 1. Gráfico de la serie casos de feminicidio 2010-2021

La descomposición de una serie temporal es uno de los pasos que propone Box- Jenkins en su metodología, para analizar a través de sus cuatro componentes (tendencia, estacionalidad, ciclo, error) la estacionariedad o no de una serie temporal. Se muestra en la Figura 2 la descomposición multiplicativa de la serie casos de feminicidios 2010-2021, este procedimiento muestra a la serie original dividido en sus cuatro componentes para su análisis; la serie no presenta tendencia, con respecto a la componente estacional la serie contiene estacionalidad en distintos periodos con una duración larga (seasonal), además la serie presenta patrones que se vuelven a repetir en periodos largos a esto le denominamos ciclo, y por último la serie contiene aleatoriedad en sus datos con fluctuaciones que van de arriba hacia abajo con respecto a su media.

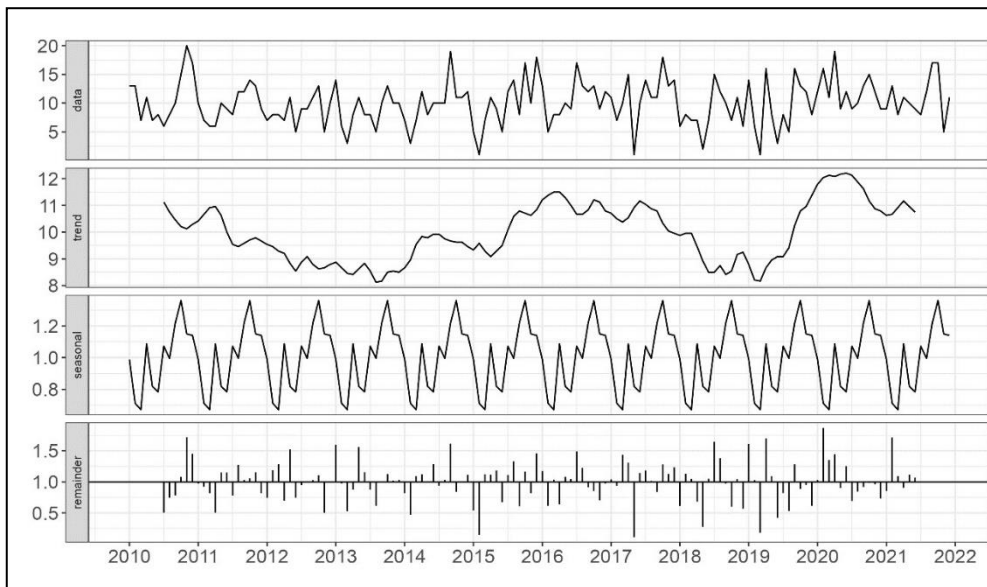


Figura 2. Descomposición multiplicativa de la serie casos de feminicidios 2010-2021

En la Tabla 1 se muestra las estadísticas descriptivas de la serie en estudio, la información revela que, el número máximo de feminicidios ocurridos en el Perú sucedió en el mes de enero-2020 con un número máximo de 20 casos de feminicidio, seguido de un mínimo de 1 caso ocurridos entre los meses de junio-2011, octubre-2012 y agosto- 2014; los datos varían con respecto a su promedio en 37.97% que viene hacer la desviación estándar.

Tabla 1. Estadísticas descriptivas de la serie casos de feminicidio en el Perú 2010-2021

Datos	Máximo	Mínimo	Media	Moda	Mediana	Desviación Estándar	Coficiente de Variación
144	20	1	10.04167	8	10	3.813621	37.97797

En la Figura 3 se muestra el histograma donde se aprecia la distribución de los datos que reportan un promedio de casos de feminicidio del $\bar{x} = 10.04$ (línea roja), seguido de una mediana con un número de casos de $\tilde{x} = 10$ (línea azul) y el número de casos que más veces se repite está denominada como $mode = 8$ (línea amarilla), además los datos se distribuyen con una desviación estándar de $\sigma = 3.81$ (línea verde) con respecto a su promedio, es decir que tiene una desviación en porcentaje del 37.97%. Con esta afirmación se puede afirmar que las distribuciones de los datos fluctúan entorno a su promedio, mediana y moda ($\bar{x} = \tilde{x}$), por lo tanto, la distribución de los datos sigue una distribución normal.

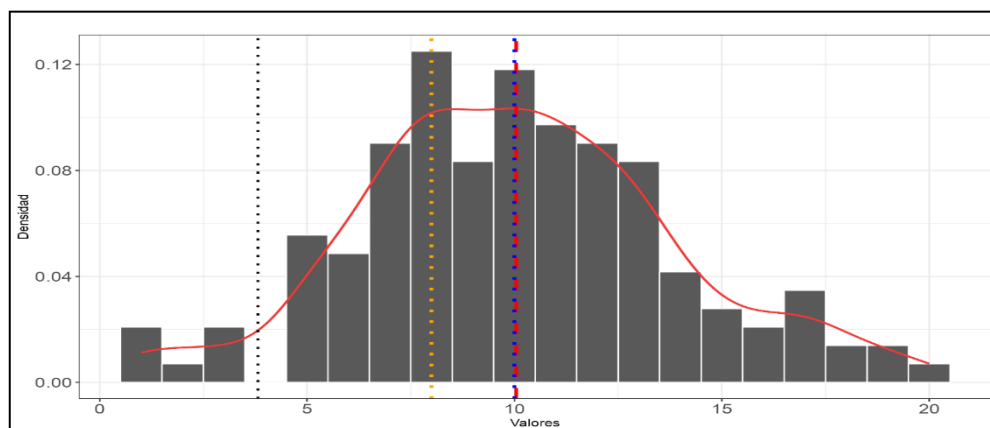


Figura 3. Histograma de la serie cosos de feminicidios 2010-2021

Prueba de normalidad

El Test de Shapiro-Wilk se utilizó para evaluar si la serie temporal de casos de feminicidio en Perú durante el periodo 2010-2021 sigue una distribución normal. Las hipótesis planteadas fueron: H_0 , la muestra proviene de una población con distribución normal, y H_1 , la muestra no proviene de una población con distribución normal. Según la regla de decisión, si $p\text{-value} < 0.05$, se rechaza H_0 ; de lo contrario, no se rechaza. Los resultados mostraron un $p\text{-value} = 0.1283$, mayor al nivel de significancia $\alpha = 0.05$. Por lo tanto, no se rechaza la hipótesis nula, lo que indica que hay evidencia suficiente para afirmar que la serie temporal de casos de feminicidio en el Perú durante 2010-2021 proviene de una población con distribución normal.

Prueba de estacionariedad

El Test de Dickey-Fuller se empleó para evaluar la estacionariedad de la serie temporal de casos de feminicidio en el Perú durante el periodo 2010-2021. Las hipótesis planteadas fueron: H_0 , la serie presenta raíz unitaria (no es estacionaria), y H_a , la serie no presenta raíz unitaria (es estacionaria). Según la regla de decisión, si $p\text{-value} < 0.05$, se rechaza H_0 ; de lo contrario, no se rechaza. Los resultados del análisis reportaron un $p\text{-value} = 0.0100$, menor al nivel de significancia $\alpha = 0.05$. Por consiguiente, se rechaza la hipótesis nula, indicando que la serie es estacionaria y no muestra una raíz unitaria.

Una vez determinado la estacionariedad de la serie casos de feminicidios en el Perú 2010-2021, el siguiente paso es encontrar el modelo *ARIMA* mediante las funciones de autocorrelación simple y parcial tal como lo propone la metodología Box – Jenkins, sin embargo, para la identificación del modelo *ARIMA* emplearemos la función `auto.arima()` del software R versión 4.3.1., que sirve para identificar modelos *ARIMA* de forma automática.

En la Figura 4 se muestra las funciones de autocorrelación simple, como también de la autocorrelación parcial en su forma gráfica; en el cual la función de autocorrelación simple nos muestra desfases en los retardos 1, 12 y 24 indicando que estos se encuentran fuera de los límites de confianza, por otro lado, la función de autocorrelación parcial nos muestra desfases en los retardos 1 y 12 los mismos que se encuentran fuera de los límites de confianza.

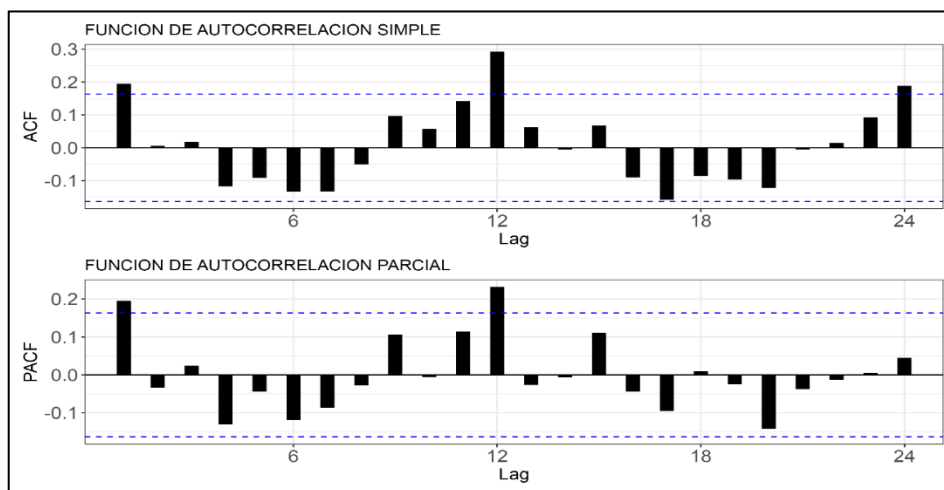


Figura 4. Función de autocorrelación simple y parcial de la serie original

En la Tabla 2 se detalla los posibles modelos *ARIMA* para la serie casos de feminicidio 2010-2021 que mejor se ajusta a la serie original. La función `auto.arima()` nos plantea 27 modelos *ARIMA*, de los cuales hemos seleccionado 6 modelos para nuestro análisis. De los 6/27 modelos posibles generados con la función `auto.arima()`, el modelo 1 ***ARIMA*(0, 0, 1) × (1, 0, 1)₁₂** cumple con uno de los principales requisitos exigidos por la “metodología Box-Jenkins”, obteniendo los menores valores posibles entre los 5 modelos, en los criterios de información de Akaike(AIC) y de

Bayes(BIC), demostrando de esta forma que el modelo es óptimo para representar a la serie casos de feminicidio.

Tabla 2. Posibles modelos ARIMA

Nº	Modelos ARIMA(p, d, q) × (P, D, Q)	AIC	BIC
1	ARIMA(0, 0, 1) × (1, 0, 1)₁₂	781.39	796.24
2	ARIMA(1, 0, 0) × (1, 0, 1)₁₂	781.50	796.34
3	ARIMA(0, 0, 0) × (1, 0, 1)₁₂	782.55	794.43
4	ARIMA(0, 0, 1) × (1, 0, 0)₁₂	782.70	794.58
5	ARIMA(1, 0, 0) × (1, 0, 0)₁₂	782.80	794.67
6	ARIMA(0, 0, 1) × (2, 0, 0)₁₂	782.90	797.75
⋮	⋮	⋮	⋮
27	ARIMA(p, d, q) × (P, D, Q)	Inf	Inf

3.2. Estimación del modelo ARIMA

En la Tabla 3 se muestran los coeficientes estimados del modelo multiplicativo estacional **ARIMA (0, 0, 1) × (1, 0, 1)₁₂**. El término autorregresivo estacional *sar1* tiene un coeficiente de $\Phi_1 = 0.77771$, lo que indica que hay una relación positiva significativa entre las observaciones pasadas y la actual, con un valor *p. value* = 0.05 extremadamente pequeño (0.05 > 0.0001). El término de intercepción (intercept) tiene un valor estimado de $C = 10.16817$, lo que sugiere que este es el valor esperado de la serie temporal cuando todos los demás términos del modelo son cero, con un valor *p. value* aún más pequeño (0.05 > 0.00000000000000022), lo que indica una alta significancia.

Tabla 3. Estimación de parámetros del modelo **ARIMA(0,0,1) × (1,0,1)₁₂**

Parámetros	Estimate	Std. Error	z value	p.value	
ma1	0.15179	0.08405	1.8059	0.07094	.
sar1	0.77771	0.1816	4.2825	0.00001848	***
sma1	-0.54948	0.25143	-2.1855	0.02885	*
Intercept	10.16817	0.58073	17.5094	<0.00000000000000022	***
Signif. Codes	0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				

El término de media móvil estacional (sma1) también es significativo con un coeficiente de $\Theta_1 = 0.54948$, indicando una relación negativa significativa entre los errores pasados y el error actual, con un valor de significancia de 0.05 > 0.02885), mientras que el término de media móvil regular (ma1) del modelo tiene un coeficiente de $\theta_1 = 0.15179$, que no muestra significancia a un nivel de confianza típico del 5% (0.05 < 0.07094). En resumen, estos resultados indican que el componente autorregresivo estacional y el término de intercepción son aspectos críticos en este modelo, mientras que el componente de media móvil estacional también tiene importancia, pero menos fuerte, y el componente de media móvil regular no parece ser significativo.

Una vez culminado con la estimación de los parámetros del modelo multiplicativo estacional ARIMA, procedemos a realizar el cálculo de la ecuación general que se detalla a continuación:

$$Y_t = c + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \Theta_1 \epsilon_{t-12} + \Phi_1 \epsilon_{t-12} + \epsilon_t$$

Donde

$y_t =$ Es el valor de la serie temporal en el tiempo *t*.

$c =$ Es una constante.

$\epsilon_t =$ Es un término de error aleatorio en el tiempo *t*.

$\theta_1 =$ Es el parámetro del componente de media móvil no estacional.

$\Phi_1 =$ Es el parámetro del componente autorregresivo estacional.

$\Theta_1 =$ Es el parámetro del componente de media móvil estacional.

Acto seguido reemplazamos los parámetros estimados detallados en la Tabla 3 en la ecuación general, quedando la ecuación final del modelo univariante de la siguiente forma:

$$Y_t = 10.16817 + 0.15179\epsilon_{t-1} + 0.54948\epsilon_{t-12} + 0.77771\epsilon_{t-12} + \epsilon_t$$

Donde:

$Y_t =$ Es el valor de la serie temporal en el tiempo t .

$\epsilon_t =$ Es un término de error aleatorio en el tiempo t .

3.3. Validación del modelo ARIMA

La Figura 5 muestra la distribución de los residuos del modelo multiplicativo estacional $ARIMA(0,0,1) \times (1,0,1)_{12}$, donde se puede apreciar que los residuos del modelo fluctúan entorno a su promedio (línea roja) y mediana (línea azul).

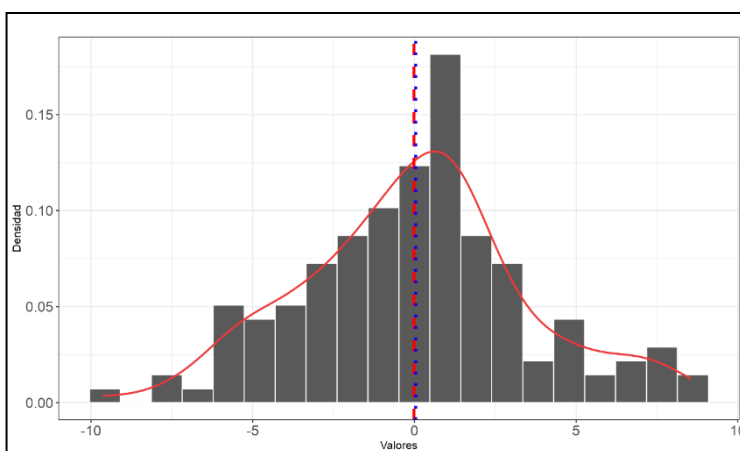


Figura 5. Distribución normal de los residuos del modelo seleccionado

Por otra parte, el Test de Ljung-Box se utilizó para verificar si los residuos del modelo $ARIMA(0,0,1) \times (1,0,1)_{12}$ contienen ruido blanco. Las hipótesis planteadas fueron: H_0 , los residuos de la serie contienen ruido blanco (son completamente aleatorios), y H_1 , los residuos no contienen ruido blanco. Según la regla de decisión, si $p\text{-value} < 0.05$, se rechaza H_0 ; de lo contrario, no se rechaza. Los resultados del análisis reportaron un $p\text{-value} = 0.9781$, mayor al nivel de significancia $\alpha = 0.05$. Por lo tanto, no se rechaza la hipótesis nula, lo que indica que los residuos del modelo contienen ruido blanco y son completamente aleatorios. En la Figura 6 se muestra la función de autocorrelación simple y parcial de los residuos del modelo $ARIMA(0,0,1) \times (1,0,1)_{12}$, donde se puede observar que no hay ningún desfase en los retardos en ambas funciones de autocorrelación, indicando que no hay ninguna correlación lineal significativa entre los valores.

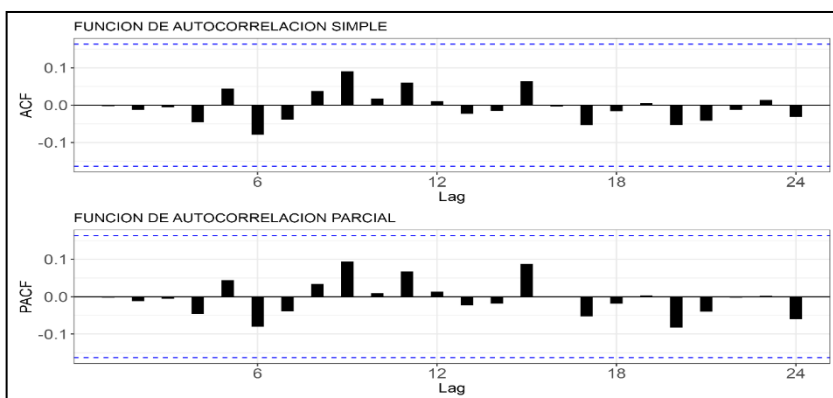


Figura 6. Función de autocorrelación simple y parcial de residuos del modelo seleccionado

Por último, con respecto a la evaluación del modelo en cuanto a su precisión, el modelo seleccionado modelo 1 obtiene valores inferiores en la métricas de medición y precisión frente a los 5 modelos candidato, el modelo que hemos seleccionado tiene un grado de precisión moderada con un valor *MAPE* del 47.36043%, esto quiere decir que por cada pronóstico que se haga este estará desviado en 3.498024 unidades, que viene hacer el RMSE del modelo, el MASE es una medida de precisión del modelo con respecto a otro modelo de referencia mientras este sea $MASE < 1$ el modelo será aún más preciso, en nuestro caso el modelo 1 ha obtenido un $MASE = 0.775220$ siendo este menor a 1, esto quiere decir que el modelo es preciso frente a los otro modelo de referencia.

Tabla 4. Métricas de precisión de los modelos ARIMA

Nº	Modelos	Métricas de evaluación del modelo			
		RMSE	MAE	MAPE	MASE
1	$ARIMA(0, 0, 1) \times (1, 0, 1)_{12}$	3.498024	2.707398	47.36043	0.775220
2	$ARIMA(1, 0, 0) \times (1, 0, 1)_{12}$	3.499551	2.706659	47.48927	0.775009
3	$ARIMA(0, 0, 0) \times (1, 0, 1)_{12}$	3.532088	2.734285	48.00135	0.782919
4	$ARIMA(0, 0, 1) \times (1, 0, 0)_{12}$	3.549489	2.755621	47.95959	0.789028
5	$ARIMA(1, 0, 0) \times (1, 0, 0)_{12}$	3.550610	2.755565	48.12808	0.789012
6	$ARIMA(0, 0, 1) \times (2, 0, 0)_{12}$	3.523077	2.731862	47.79428	0.782225

En la Figura 7 se muestra el ajuste del modelo $ARIMA(0,0,1) \times (1,0,1)_{12}$ con respecto a la serie casos de feminicidio en el Perú 2010–2021, los valores generados por el modelo a través de un modelo matemático (línea amarilla) para representar a la serie original (línea roja) se ajustan perfectamente con una desviación en promedio por cada pronóstico de un valor $MAE = 2.707398 \approx 3$, es decir de una variación de 3 feminicidios por pronóstico con respecto al valor real.

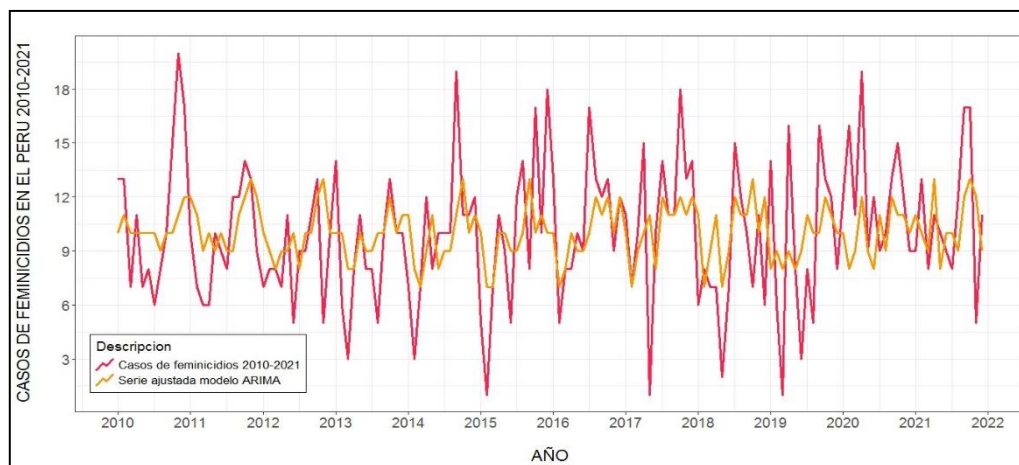


Figura 7. Serie original con respecto a la serie ajustada del modelo $ARIMA(0,0,1) \times (1,0,1)_{12}$

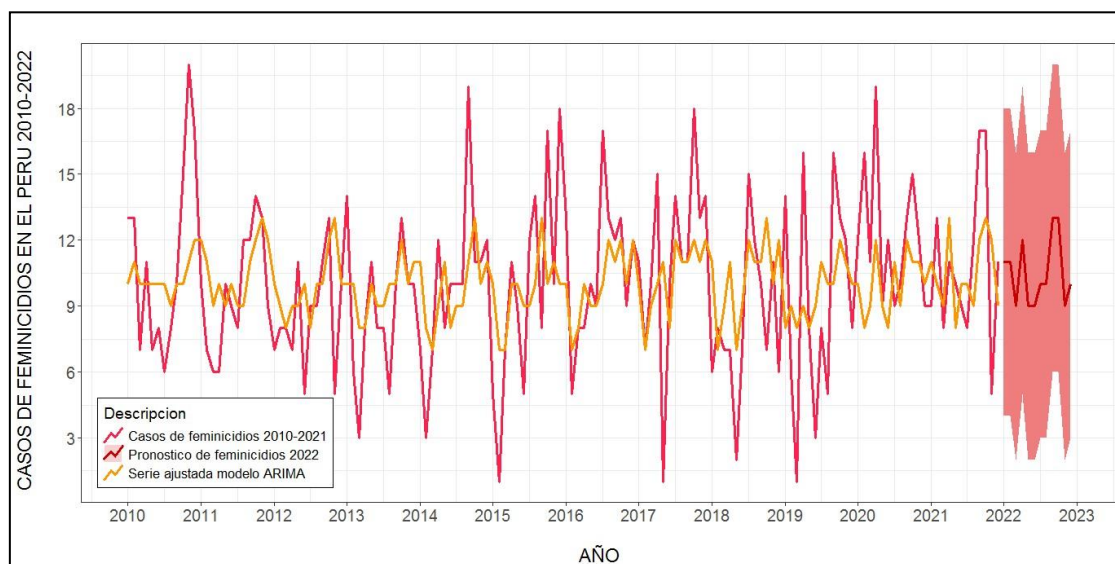
3.4. Pronóstico

En la Tabla 5 se detalla los pronósticos para el año 2022 de la variable casos de feminicidios en el Perú 2010-2021, con un nivel de confianza del 95%. Los pronósticos demuestran que no habrá un incremento ni decrecimiento de casos de feminicidios para el año 2022; al contrario, el número de casos de feminicidio se mantiene constante con un promedio de 11 casos por mes, el feminicidio es un caso de estudio bastante amplio que involucra a varias instituciones de un país, en el Perú los casos de feminicidio no son frecuentes debido a que estos hechos se encuentran penados.

Tabla 5. Valores pronosticados casos de feminicidio en el Perú 2022

N°	Mes	Año	Pronóstico	Límites de confianza	
				Lo 95	Hi 95
1	Enero	2022	11	4	18
2	Febrero	2022	11	4	18
3	Marzo	2022	9	2	16
4	Abril	2022	12	5	19
5	Mayo	2022	9	2	16
6	Junio	2022	9	2	16
7	Julio	2022	10	3	17
8	Agosto	2022	10	3	17
9	Septiembre	2022	13	6	20
10	Octubre	2022	13	6	20
11	Noviembre	2022	9	2	16
12	Diciembre	2022	10	3	17

En la Figura 8 se muestra el periodograma de los pronósticos casos de feminicidios para el año 2022, donde se aprecia gráficamente los pronósticos de feminicidio con un intervalo de confianza del 95% (línea roja sombreada).

**Figura 8.** Pronóstico de casos de feminicidios en el Perú 2022

4. Discusión

Esta investigación se enfocó en el pronóstico de casos de feminicidio en Perú para el año 2022, utilizando la metodología Box-Jenkins, desarrollada en 1976. Esta metodología permite analizar series temporales, identificar modelos univariantes adecuados y realizar predicciones basadas en datos históricos (Marcelo Barreto & Villareal Escate, 2021). El objetivo general fue determinar el modelo univariante que mejor se ajustara a la serie histórica mensual de feminicidios en Perú durante el periodo 2010-2021, con el fin de describir y proyectar su comportamiento futuro.

A través de las cuatro fases de la metodología Box-Jenkins (identificación, estimación, validación y pronóstico), se identificó como modelo óptimo el ARIMA multiplicativo estacional $(0,0,1) \times (1,0,1)$ {12}, representado por la ecuación:

$$Y_t = 10.16817 + 0.15179 \varepsilon_{t-1} + 0.54948 \varepsilon_{t-12} + 0.77771 \varepsilon_{t-12} + \varepsilon_t$$

Este modelo fue seleccionado utilizando los criterios de información de Akaike (AIC = 781.39) y Bayes (BIC = 796.24), que presentaron valores inferiores respecto a otros 27 modelos evaluados,

lo que garantiza un equilibrio entre precisión y simplicidad. Estos hallazgos son coherentes con investigaciones previas, como las de Jujulaca Chura (2019), que también aplicaron esta metodología para determinar modelos ARIMA basados en mínimos valores de AIC y BIC.

En la fase de estimación, los parámetros obtenidos fueron $ma_1 = 0.15179$, $sar_1 = 0.77771$, $sma_1 = -0.54948$ y una constante $c = 10.16817$. Estos parámetros resultaron significativos al 95% de confianza. Resultados similares se observan en investigaciones como la de Alva Yaipén (2017), quien identificó modelos ARIMA con parámetros significativos para pronosticar defunciones hospitalarias.

En cuanto a la precisión del modelo, se obtuvo un error porcentual absoluto medio (MAPE) del 47%, indicando una precisión moderada, con una desviación promedio de tres casos por mes para el año 2022. Este nivel de precisión es comparable a los hallazgos de Alva Yaipén (2017), cuyo modelo presentó un MAPE del 35%, aunque se diferencia del estudio de Acosta Bravo & Chapoñan Bances (2019), que reportó un MAPE del 1.58%, considerado de alta precisión.

El pronóstico realizado con este modelo muestra una evolución constante en los casos de feminicidio, con un promedio mensual de 11 casos durante el año 2022. Este comportamiento puede explicarse por factores legales, sociales y culturales que influyen en las tasas de feminicidio, dado que este delito está penalizado en el Perú. Sin embargo, no es posible afirmar con certeza un incremento o disminución significativa, ya que el comportamiento humano responde a múltiples variables no siempre contempladas en el modelo.

En síntesis, el modelo ARIMA $(0,0,1) \times (1,0,1) \{12\}$ cumple con los requisitos metodológicos y proporciona una herramienta útil para el pronóstico moderadamente preciso de casos de feminicidio en Perú. Aunque su precisión es limitada, los resultados ofrecen una base para futuros estudios y estrategias preventivas, resaltando la importancia de integrar modelos más complejos o variables adicionales para mejorar la capacidad predictiva.

5. Conclusiones

El mejor modelo univariante que representa un mejor ajuste a la serie histórica mensual de feminicidios en el Perú 2010-2021 está representada por la ecuación: $Y_t = 10.16817 + 0.15179\epsilon_t - 1 + 0.54948\epsilon_{t-12} + 0.77771\epsilon_{t-12} + \epsilon_t$, esta ecuación cumple con todos requisitos que contempla la metodología Box-Jenkins. Los pronósticos alcanzados confirman que el número de casos de feminicidio para el año 2022 no presentará incrementos ni decrementos, al contrario, se mantendrá constante a lo largo del año 2022 con un promedio de 11 casos por cada mes.

Financiamiento

Los autores no recibieron financiamiento para el desarrollo de este estudio-artículo.

Conflicto de intereses

Los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses.

Contribución de autores

Conceptualización; Curación de datos; Análisis formal; Investigación; Metodología; Validación; Visualización; Redacción - borrador original; Redacción - revisión y edición: Balcona-Ccama & López-Mamani

Referencias bibliográficas

- Acosta Bravo, R. E., & Chapoñan Bances, D. Y. (2019). Modelo de series de tiempo para describir la producción mensual de espárrago en el Perú, período enero 2007 - diciembre 2018. Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo.
<http://repositorio.unprg.edu.pe/handle/20.500.12893/10670>

- Alva Yaipén, K. S. (2017). Modelo de pronóstico de las defunciones en los servicios de hospitalización del Hospital Belén de Trujillo. Universidad Nacional de Trujillo. <http://dspace.unitru.edu.pe/handle/UNITRU/10629>
- Jujulaca Chura, J. (2019). Modelo univariante para predecir el número de casos de infecciones respiratorias agudas, neumonía y defunciones en niños menores de 5 años en la Dirección Regional de Salud Puno – 2018. Universidad Nacional del Altiplano. <https://repositorio.unap.edu.pe/handle/20.500.14082/10699>
- Marcelo Barreto, E. A., & Villareal Escate, L. G. (2021). El modelo estocástico univariante ARIMA como herramienta predictiva de la demanda de energía eléctrica residencial del sistema eléctrico Cusco. Universidad Nacional de Ingeniería. <https://repositorio.uni.edu.pe/handle/20.500.14082/11236>
- Montenegro, M. (2011). Análisis de series temporales y modelado predictivo. Editorial Universitaria.
- Organización Mundial de la Salud (OMS). (2013). Informe mundial sobre la violencia contra la mujer. Ginebra: OMS.
- Russell, D. (2008). Femicide: The Politics of Woman Killing. Twayne Publishers.
- Soto, M., & Cenitagoya Garín, R. (2017). La violencia de género en América Latina. Revista Latinoamericana de Ciencias Sociales.
- Viviano Llave, J. (2007). Impacto social del feminicidio en Perú. Lima: Fondo Editorial Universitario.