

# PRONÓSTICOS DE LA PRODUCCIÓN DE ESTAÑO EN BOLIVIA BASADOS EN MODELOS SARIMA

## BOLIVIAN TIN PRODUCTION FORECASTS BASED ON SARIMA MODELS

Victor Hugo Quispe Bravo<sup>1</sup>  
Universidad Autónoma Tomas Frías

✉ [quispebravovictorhugo@gmail.com](mailto:quispebravovictorhugo@gmail.com)

Artículo recibido: 31/01/2025

Artículo aceptado: 24/03/2025

### RESUMEN

*Esta investigación tuvo como objetivo proporcionar información pronosticada para contribuir a la toma de decisiones en el mercado del estaño. Se trabajó con datos de series de tiempo desde enero de 2000 hasta agosto de 2024, obtenidos de la página oficial del Instituto Nacional de Estadística. Se empleó la metodología Box-Jenkins y, tras realizar tres pruebas de estacionariedad, se confirmó que la serie no es estacionaria. Para la modelización, se utilizó la función auto.arima del software estadístico R, que seleccionó automáticamente el modelo SARIMA (1,1,3)(1,0,0)[12] con base en el criterio de información de Akaike (AIC) más bajo, que fue de 3959.19. La validación del modelo se realizó mediante diversas pruebas que confirmaron la ausencia de autocorrelación residual, evidenciada a través de los gráficos ACF, PACF y la prueba de Box-Ljung. Los pronósticos indicaron que la producción de estaño en Bolivia alcanzará un pico máximo en enero de 2025, con 1677.005 TM, y el modelo mostró un error aceptable con un MAPE de 13.93. Con base en esta evaluación, se concluye que los modelos SARIMA son una herramienta eficaz para pronosticar series temporales relacionadas con la producción minera de estaño, superando los enfoques tradicionales empleados en estudios previos. Sin embargo, futuras investigaciones podrían considerar la incorporación de variables exógenas, como los precios internacionales, y la exploración de métodos más avanzados, como las redes neuronales, para mejorar la precisión del pronóstico.*

**Palabras clave:** SARIMA, series temporales, producción de estaño, Bolivia, pronóstico, estacionalidad.

### ABSTRACT

*This research aimed to provide forecasted information to support decision-making in the tin market. Time series data from January 2000 to August 2024 were used, obtained from the official website of the National Institute of Statistics. The Box-Jenkins methodology was applied, and after performing three stationarity tests, it was confirmed that the series is non-stationary. For modeling, the auto.arima function from the statistical software R was used, which automatically selected the SARIMA (1,1,3)(1,0,0)[12] model based on the lowest Akaike Information Criterion (AIC) value of 3959.19. The model validation was conducted through various tests, confirming the absence of residual autocorrelation, as evidenced by ACF, PACF plots and the Box-Ljung test. Forecasts indicated that tin production in Bolivia will reach a peak in January 2025, with 1677.005 TM, and the model demonstrated an acceptable error with a MAPE of 13.93. Based on this evaluation, it is concluded that SARIMA models are an effective tool for forecasting time series related to tin mining production, outperforming traditional approaches used in previous studies. However, future research could consider incorporating exogenous variables, such as international prices, and exploring more advanced methods, such as neural networks, to improve forecast accuracy.*

**Keywords:** SARIMA, time series, tin production, Bolivia, forecasting, seasonality.

<sup>1</sup> Estadístico y asesor de tesis, con experiencia en análisis de datos y modelamiento estadístico. Docente universitario en la U.A.T.F. (2022 y 2024) y consultor en proyectos sociales y económicos. Autor de diferentes artículos. ORCID: [0009-0004-5579-7800](https://orcid.org/0009-0004-5579-7800)

## 1. INTRODUCCIÓN

El estaño es uno de los pilares de la economía boliviana debido al impacto en el Producto Interno Bruto (PIB), así como en la generación de empleos y divisas derivadas de su producción (Banco Mundial, 2022). Desde el auge en el siglo XX, la producción de estaño en Bolivia ha enfrentado cambios significativos (Hernández, 2023). Sin embargo, estos cambios no siempre se analizan con metodologías de pronósticos robustos que permitan anticipar tendencias ascendentes o descendentes, lo que podría facilitar la toma de decisiones en el sector minero.

Por ejemplo, la producción de estaño de la Empresa Minera Huanuni disminuyó de 8.928 TMF en 2021 a 6.378 TMF en 2022. Esta falta de previsión puede dificultar la capacidad de adaptación a la demanda internacional, afectando así la económica del país (Rodríguez López et al., 2020).

El estaño es un mineral de gran importancia para Bolivia debido a su concentración en regiones como Oruro y Potosí. Esta industria representa una de las principales fuentes de ingresos nacionales. No obstante, la ausencia de métodos y herramientas de predicción genera una gran incertidumbre en el sector (Coajera, 2022). Esta situación no solo afecta a las grandes empresas, sino también a las cooperativas y los mineros individuales, cuya estabilidad económica depende de la producción de este mineral (Haldenwang, 2001).

Por otro lado, la serie de tiempo de la producción de estaño es difícil de predecir con modelos tradicionales. En consecuencia, los actores del sector pueden haber realizado gestiones y planificaciones ineficientes al no emplear modelos adecuados y robustos (Arévalo Pineda, 2022). Además, la volatilidad en la producción refuerza la necesidad de utilizar técnicas de pronóstico

avanzadas para facilitar una mejor toma de decisiones (Salguero & Morales, 2021).

Así mismo, la dependencia del mercado internacional es un factor determinante en la fluctuación de los precios del estaño a nivel global. En este contexto, la producción nacional no solo está influenciado por la demanda externa, sino también por factores políticos y sociales, como los conflictos laborales, sociales y económicos, que pueden afectar el desempeño del sector minero (Aguilar Zuñiga & Lopez Arenas, 2021).

En el ámbito de los pronósticos, los modelos SARIMA han demostrado ser herramientas eficaces para las series de tiempo con componentes estacionales y no estacionales. Por ejemplo, en un estudio sobre la previsión de precios de grandes chiles en cinco provincias de la Isla de Java, estos modelos se utilizaron con éxito para la planificación agrícola (Ratna Nur et al., 2023). Del mismo modo, una investigación sobre la demanda de carga eléctrica en Hanoi confirmó que los modelos SARIMA generan pronósticos altamente precisos (Ruales Morales, 2023).

Otra investigación comparó el desempeño de los modelos SARIMA con otros enfoques en la predicción del número de pasajeros de un aeropuerto, en el contexto de la pandemia del COVID-19, y determinó que ese modelo ofrecía el mejor rendimiento en esa situación (Masjkur, 2022). De manera similar, se aplicaron modelos SARIMA para pronosticar el consumo de energía de un grupo de edificios de una unidad académica universitaria de la Ciudad de México, revelando patrones evidentes de estacionalidad en el consumo eléctrico (Báez, 2022).

Además, Rodríguez (2021) aplicó modelos SARIMA para el sector turístico y obtuvo resultados precisos. Estos estudios evidencian la pertinencia de implementar técnicas de pronóstico avanzadas para reducir el riesgo asociado con la estacionalidad. Según Suárez

et al. (2024), los modelos SARIMA son herramientas eficaces para analizar datos con tendencia y estacionalidad, lo que los hace ideales para el pronóstico de la producción minera

La elección de SARIMA como modelo de análisis en esta investigación se fundamenta en su capacidad para capturar tanto tendencias a largo plazo como patrones estacionales. A diferencia de otros métodos, como el modelo ARIMA o el modelo de suavizamiento exponencial, SARIMA permite considerar simultáneamente componentes estacionales y no estacionales, lo que lo convierte en una opción más versátil para estudios complejos.

El respaldo de múltiples investigaciones confirma la utilidad de los modelos SARIMA en estudios comparativos y predictivos de producción. Su implementación en la producción de estaño en Bolivia no solo permitirá generar pronósticos precisos, sino también mejorar la comprensión de los indicadores clave de esta industria. Este enfoque proporcionará información valiosa para que líderes políticos y empresarios del sector tomen decisiones fundamentadas en datos.

El objetivo de esta investigación es proporcionar información pronosticada que contribuya a la toma de decisiones en el mercado del estaño y oriente a los actores involucrados en su producción. Se plantea la hipótesis de que el uso del modelo SARIMA generará pronósticos más precisos que otros métodos, lo que permitirá una mejor respuesta a los cambios del mercado.

## 2. MATERIALES Y MÉTODOS

En esta sección, se describe de manera detallada los materiales y métodos que se utilizó para garantizar la veracidad y validez de los resultados.

Los datos se recolectaron de la página oficial del Instituto Nacional de Estadística (INE),

los cuales pertenecen a la producción mensual de estaño en Bolivia entre enero de 2000 hasta agosto de 2024, esta producción se expresa en toneladas métricas. Para esta investigación se utilizó el software estadístico R 4.3.0 y la herramienta de Microsoft Excel y Word.

En la actual investigación se utilizó la metodología de Box-Jenkins, siguiendo los siguientes pasos:

### 2.1. Recopilación y preparación de datos

Los datos de la producción mensual de estaño se organizaron cronológicamente, sin descartar ningún dato mensual los cuales garantizaron la integridad del análisis.

### 2.2. Análisis exploratorio de datos (EDA)

Se prepararon gráficos de líneas para entender los patrones como las tendencias, estacionalidades, e irregularidades. Este paso permitió tener una idea inicial de la estructura general de los datos.

### 2.3. Evaluación de estacionariedad

Se realizaron las siguientes pruebas estadísticas para verificar la estacionariedad de la serie temporal:

Dickey-Fuller Aumentada

Phillips-Perron

KPSS

### 2.4. Identificación y ajuste del modelo SARIMA

La función `auto.arima` del paquete `forecast` en lenguaje R se utilizó para identificar los parámetros del modelo SARIMA (p,d,q) (P,D,Q)s. Esta función elige de forma automática el mejor modelo en función de los Criterios de Información de Akaike (AIC).

### 2.5. Evaluación del modelo

Se evaluaron los residuos del modelo ajustado, utilizando gráficos de ACF, PACF, y la gráfica

del círculo unitario, posteriormente se realizó pruebas de normalidad y autocorrelación de los residuos.

## 2.6. Pronósticos

Finalmente, el modelo SARIMA seleccionado se utilizó para pronosticar la producción mensual de estaño de septiembre del 2024 a agosto del 2025.

## 3. REPRESENTACIÓN MATEMÁTICA DEL MODELO SARIMA

El modelo en su formato general describe una ecuación general de un modelo *SARIMA*  $(p,d,q) \times (P,D,Q)_s$  que se extiende del modelo *ARIMA*  $(p,d,q)$ , pero con la diferencia de que se incorpora componentes estacionales representados a través de los parámetros  $(P,D,Q)$  y la periodicidad de la estacionalidad representado por  $s$ . La forma general abarca los términos de: autoregresión (*AR*), diferenciación ( $\Delta$ ), y promedio móvil (*MA*) tanto para los componentes no estacionales como para los estacionales. La ecuación es:

$$\Phi(B^s)\phi(B)\Delta^d\Delta_s^D Y_t = c + \Theta(B^s)\theta(B)e_t$$

donde:

**para los componentes no estacionales:**

$\phi(B)$  es el operador de autoregresión no estacional:

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$$

$\theta(B)$  es el operador de promedio móvil no estacional:

$$\theta(B) = 1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q$$

$\Delta^d Y_t$  denota la diferenciación no estacional aplicada  $d$  veces.

**para los componentes estacionales:**

$\Phi(B^s)$  es el operador de autoregresión estacional:

$$\Phi(B^s) = 1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_p B^{ps}$$

$\Theta(B^s)$  es el operador de promedio móvil estacional:

$$\Theta(B^s) = 1 + \Theta_1 B^s + \Theta_2 B^{2s} + \dots + \Theta_Q B^{Qs}$$

$\Delta_s^D$  es el operador de diferenciación estacional aplicado  $D$  veces, con periodicidad  $s$ :

$$\Delta_s^D Y_t = (1 - B^s)^D Y_t$$

**Errores y otros términos:**

$B$  es el operador de retraso, donde  $BY_t = Y_{t-1}$ .

$c$  es la constante del modelo.

$e_t$  es el error aleatorio o ruido blanco.

**Desarrollo explícito de la ecuación:**

$$\begin{aligned} \Delta^d \Delta_s^D Y_t = & c + \phi_1 \Delta^d \Delta_s^D Y_{t-1} + \phi_2 \Delta^d \Delta_s^D Y_{t-2} + \dots \\ & + \phi_p \Delta^d \Delta_s^D Y_{t-p} + \Phi_1 \Delta^d \Delta_s^D Y_{t-s} \\ & + \Phi_2 \Delta^d \Delta_s^D Y_{t-2s} + \dots \\ & + \Phi_p \Delta^d \Delta_s^D Y_{t-ps} + e_t + \theta_1 e_{t-1} \\ & + \theta_2 e_{t-2} + \dots + \theta_q e_{t-q} + \Theta_1 e_{t-s} \\ & + \Theta_2 e_{t-2s} + \dots + \Theta_Q e_{t-Qs} \end{aligned}$$

Es evidente que, al combinar los componentes no estacionales y estacionales en un solo modelo, se refleja la dependencia regular y periódica de los datos.

## 4. RESULTADOS

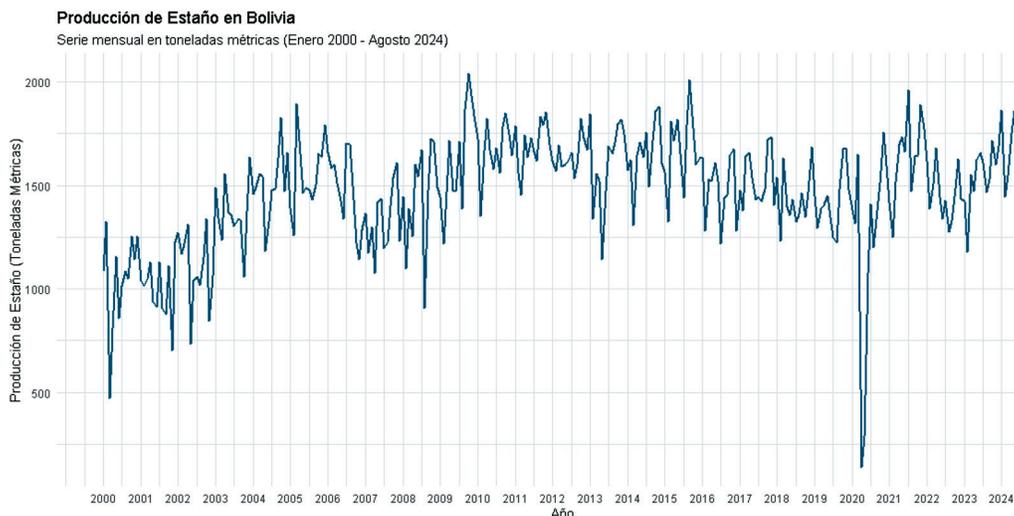
En esta sección se exponen los resultados mediante gráficas y tablas, primero se visualiza la serie temporal de la producción de estaño en Bolivia que se ve en la gráfica 1:

Según la gráfica 1, que muestra la producción de estaño desde enero del 2000 hasta agosto del 2024, se puede evidenciar una clara tendencia creciente desde el año 2000 hasta aproximadamente el 2014. Por ejemplo, en enero del 2000, la producción de estaño en Bolivia fue de 1,083.58 toneladas métricas, mientras que en diciembre del 2014 alcanzó las 1,606.79 toneladas métricas. Estos datos reflejan una tendencia de crecimiento sostenido, es decir, positiva.

Por otro lado, para el 2005 la producción alcanzo aproximadamente las 1893.74

# Pronósticos de la producción de estaño en Bolivia basados en modelos SARIMA

**Grafica 1**  
**Cantidad de Producción de Estaño en Bolivia**



Nota: La gráfica muestra la evolución de la producción de estaño en Bolivia en toneladas métricas la cual se elaboró en R 4.3.0

Fuente: Elaboración propia

toneladas métricas, pero también se puede evidenciar que la producción de estaño tuvo una caída notable en abril del 2020, llegando hasta los 140.13 toneladas métricas, esta caída se puede justificar por la cuarentena ejercida en todo Bolivia a causa del COVID-19. Así mismo para el periodo del 2015 se evidencia un cambio notable en la producción de estaño en Bolivia, puesto que, para septiembre del 2015, la producción llegó a 2001.40 toneladas métricas y para diciembre del mismo periodo bajó a 1631.11 toneladas métricas. Sin embargo, la producción de estaño a lo largo del tiempo muestra diferentes fluctuaciones, es decir diferentes caídas y subidas siendo la más notable la del 2020.

Con el fin de comprender mejor el comportamiento de la serie se procedió a utilizar tres métodos de descomposición, el método aditivo, multiplicativo, y el método de descomposición STL. Para determinar que método se ajusta mejor al conjunto de datos de la serie se procedió a utilizar el promedio de los residuos absolutos, los mismos se pueden visualizar en la Tabla 1:

**Tabla 1**  
*Promedio de los Residuos Absolutos*

Método	Promedio de Residuos Absolutos
Aditiva	115.1055
Multiplicativa	0.9999
STL	114.9639

**Nota:** La tabla muestra los promedios de los residuos absolutos

Fuente: Elaboración propia

Como se ve en la Tabla 1, el método de descomposición multiplicativa tiene el menor promedio de los residuos absolutos (0,999924). Por lo tanto, se podría argumentar que este es el modelo que mejor se adapta a los datos analizados. La razón detrás de esta afirmación es que la estructura de la serie temporal en sí es multiplicativa: en este caso, los efectos de la tendencia y la estacionalidad son proporcionales entre sí, en lugar de aditivos. Sin embargo, el otro método, STL, tiene un ajuste poco razonable, ya que el promedio de los residuos es de 114,9639162, pero aún no es tan efectivo como un modelo multiplicativo.

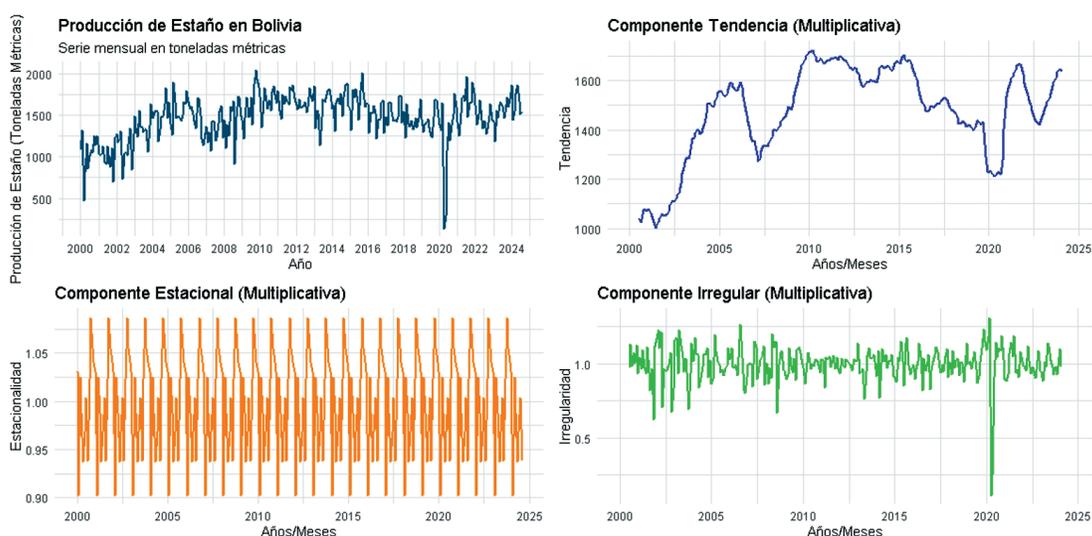
El método aditivo, por otro lado, es el que posee el mayor promedio de errores absolutos: 115,1055314. Por lo tanto, para esta serie temporal en particular, este método es el menos preciso. Por lo tanto, asumir que una combinación aditiva de los componentes no se alinea con la serie de producción de estaño.

Al ajustarse la serie mejor al modelo multiplicativo se asume que los componentes de la serie se multiplican lo que ocasiona

que la serie merece un tratamiento tanto en tendencia como en estacionalidad, por lo que es conveniente utilizar modelos más robustos como los modelos SARIMA, el método de descomposición seleccionado de acuerdo al promedio de residuos absolutos se observa en la gráfica 2.

Según los resultados examinados se puede evidenciar que la tendencia de la serie temporal producción de estaño en toneladas

**Grafica 2**  
**Descomposición Multiplicativa**



Nota: La gráfica visualiza la serie original y los tres componentes del método de descomposición multiplicativa  
Fuente: Elaboración propia

métricas, muestra un aumento constante a lo largo del tiempo con algunas caídas drásticas en aproximadamente los años 2005 y 2020, seguidamente el componente de estacionalidad revela picos aparentemente cada doce meses, específicamente por el mes de noviembre o diciembre, es decir, que la producción de estaño durante esos meses aparentemente tiende a elevarse. Finalmente, al analizar el componente irregular se puede identificar que en algunos meses a lo largo del tiempo el comportamiento de la producción de estaño fue inusual debido a varios factores, un claro ejemplo es el COVID 2019, en cual se paralizaron muchas actividades económicas.

Esto evidencia que es necesario realizar diferentes pruebas estadísticas a la serie, por lo que en principio se optó por aplicar pruebas de estacionariedad que se muestran en la siguiente Tabla 2:

**Tabla 2**  
*Pruebas de Estacionariedad de la Serie*

Estadístico	Valor	P-value
Dickey-Fuller Aumentada	-3.837684	0.017526
Phillips-Perron	-130.385218	0.01
KPSS	1.341831	0.01

Fuente: Elaboración propia

Según las tres pruebas<sup>2</sup> de estacionariedad

<sup>2</sup> Para la selección de rezagos en pruebas de estacionariedad se recomienda utilizar criterios de información (AIC, BIC, HQIC).

## Pronósticos de la producción de estaño en Bolivia basados en modelos SARIMA

aplicadas para esta serie de tiempo, se puede evidenciar que en las pruebas de Dickey-Fuller Aumentada y en la Phillips-Perron, los p valores 0.017526 y 0.01 respectivamente son menores que el nivel de significancia (0.05), por lo que la serie según estas pruebas es estacionaria, es decir que la serie producción de estaño no tiene raíz unitaria. Sin embargo, el p valor de la prueba de KPSS es de 0.01, lo que también es menor que 0.05. En este escenario, la hipótesis nula plantea que la serie es estacionaria en tendencia, pero como el p valor de esta prueba es menor que 0.05 se rechaza la hipótesis nula y se determina que la serie es no estacionaria en tendencia con un nivel de confianza del 95%.

Por lo tanto, se sugiere diferenciar<sup>3</sup> la serie o eliminar la tendencia para confirmar que sigue las suposiciones de la estacionariedad y facilitar su modelado y evaluación. Por lo que para esta investigación se utiliza la función de `auto.arima` para seleccionar el mejor modelo que se ajuste a la serie temporal, puesto que al utilizar esta función no es necesario realizar diferencias u otro análisis para identificar los parámetros que mejor se ajustan al modelo seleccionado.

La Tabla 3 muestra los diferentes modelos seleccionados automáticamente por la función `auto.arima` en R, incluyendo aquellos que fueron descartados por tener valores de AIC más altos o problemas de ajuste.

La función en R seleccionó que el modelo correspondiente a la producción de estaño en Bolivia es SARIMA (1,1,3)(1,0,0)[12]. Que se trata de un modelo SARIMA, que incluye componentes tanto no estacionales como estacionales: los parámetros indican que el proceso AR<sup>4</sup> es de órdenes 1, la diferenciación es de orden 1, y el proceso MA es de orden 3.

<sup>3</sup> “Para que una serie sea estacionaria, se debe aplicar la diferenciación una o más veces (primera, segunda, etc.) hasta lograr la estacionariedad. Este proceso no considera el número de rezagos, pero sí el número de diferenciaciones necesarias.”

<sup>4</sup> La PACF (Función de Autocorrelación Parcial) se utiliza para identificar el orden de p y el orden de q se identifica utilizando el ACF (Función de Autocorrelación). Pero para esta investigación se utilizó la función de `auto.arima`.

**Tabla 3**

*Diferentes Modelos y Criterios AIC*

Modelo	AIC
ARIMA(1,1,2)(2,0,0)[12]	Inf
ARIMA(1,1,2)(2,0,0)[12] with drift	Inf
ARIMA(1,1,3)	3962.308
ARIMA(1,1,3) con deriva	3963.299
ARIMA(1,1,3)(0,0,1)[12]	3960.317
ARIMA(1,1,3)(0,0,1)[12] with drift	3961.451
ARIMA(1,1,3)(1,0,0)[12]	3959.478
ARIMA(1,1,3)(1,0,0)[12] with drift	Inf
ARIMA(1,1,4)	3962.201
ARIMA(1,1,4) con deriva	3963.349
ARIMA(2,1,0)	4006.471

**Nota:** La tabla muestra diferentes modelos seleccionados por la función `auto.arima` de R 4.3.0.

Fuente: Elaboración propia

Por otro lado, los componentes estacionales se representan por un término estacional AR de órdenes 1 y una periodicidad de 12 meses, el modelo fue elegido porque se ajusta mejor al conjunto de datos, según el AIC.

Para comprender mejor porque la función `auto.arima` selecciono el modelo correspondiente se presenta los resultados del modelo ajustado en la Tabla 4.

**Tabla 4**

*Resumen del Modelo Ajustado*

Coefficiente	Valor	Error estándar
ar1	-0.9871	0.0149
ma1	0.4938	0.0612
ma2	-0.8028	0.0450
ma3	-0.3456	0.0622
sar1	0.1351	0.0608

Métrica	Valor	Métrica	Valor
sigma <sup>2</sup>	38330	ME	10.23338
log likelihood	-1973.59	RMSE	193.7865
AIC	3959.19	MAE	142.368
AICc	3959.48	MPE	-4.230115
BIC	3981.31	MAPE	13.93495
		MASE	0.7110663
		ACF1	-0.02450548

**Nota:** La tabla muestra diferentes métricas obtenidas con la función `auto.arima` de R 4.3.0

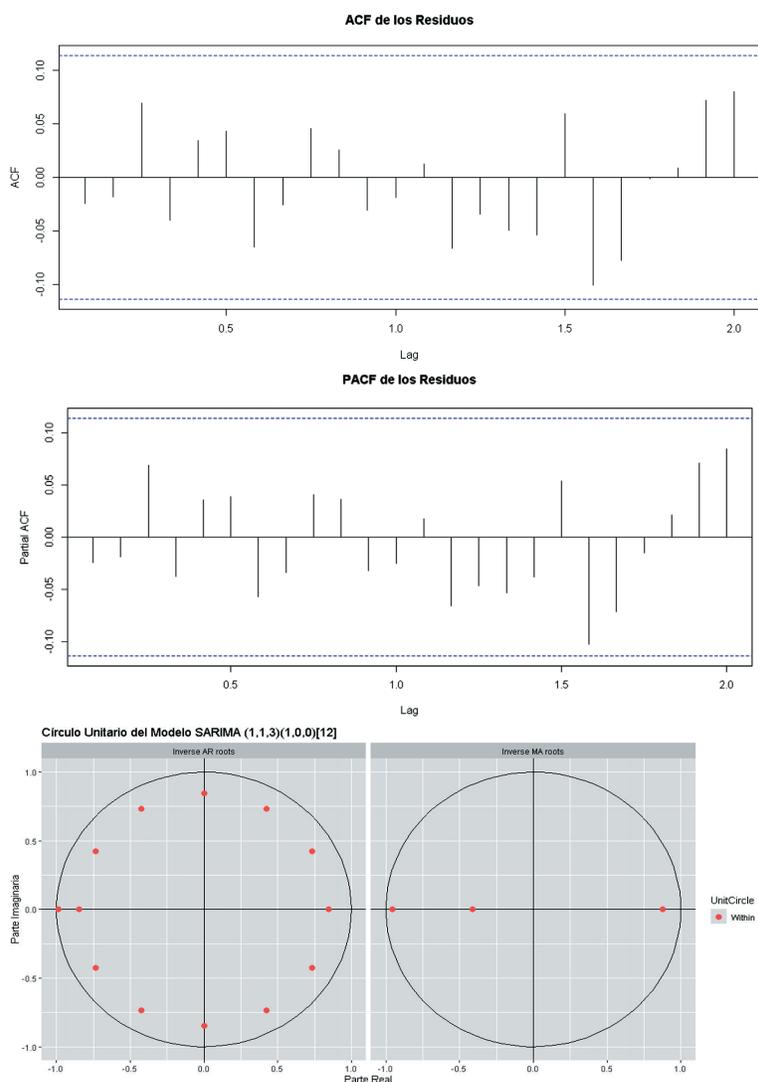
Fuente: Elaboración propia

Según la tabla se pueden ver que ar1 sugiere una fuerte relación negativa entre los valores actuales y los pasados, de la misma manera ma2, sugiere una relación negativo significativo de errores pasados. Por otra parte, sar1, sugieren pautas estacionales leves, pero presente en el modelo.

El estadístico Log Likelihood, muestra un nivel razonable de ajuste del modelo, el AIC es bajo y BIC muestra que es competitivo en términos de balance entre precisión y complejidad. El MAPE confirma una

precisión aceptable del modelo, MAE refuerza la precisión del modelo al tener una desviación manejable y ACF1 sugiere que no hay autocorrelación significativa en los residuos, por lo que se puede indicar que el modelo SARIMA captura de forma eficiente la estructura de la serie. Por lo que es conveniente pasar al siguiente paso de la metodología de Box-Jenkins validación del modelo, primero se aplicaron pruebas visuales a los residuos del modelo los cuales se pueden visualizar en la Gráfica 3.

**Grafica 3**  
**Validación Visual de los Residuos**



Nota: La gráfica visualiza las pruebas de ACF, PACF y la raíz unitaria

Fuente: Elaboración propia

## Pronósticos de la producción de estaño en Bolivia basados en modelos SARIMA

Los resultados obtenidos de la ACF de los residuos en la gráfica 3 indican que todos los valores están dentro de los límites de confianza, lo cual sugiere que los residuos no presentan indicios de autocorrelación.

De igual manera, la PACF de los residuos en la gráfica 3 señala que todos los valores se encuentran dentro de los límites de confianza lo cual confirma que los residuos del modelo no presentan indicios de autocorrelación.

Finalmente, se puede observar que en la gráfica de raíz unitaria ningún punto sale del círculo unitario. Lo que confirma que el modelo es estacionario e invertible. A continuación, en la Tabla 5 se observa si los residuos del modelo siguen una distribución normal.

**Tabla 5**

*Prueba de Normalidad de Jarque-Bera*

Estadística	Valor
X-squared	1112.5
Grados de Libertad (df)	2
p-value	< 2.2e-16

**Nota:** La tabla muestra la prueba de normalidad de los residuos del modelo

Fuente: Elaboración propia

Dado que el p -valor es mucho más pequeño que el nivel de significancia de 0.05, entonces se rechaza de que los residuos del modelo están distribuidos normalmente; es decir, que aparentemente estos residuos no se distribuyen normalmente lo que es un indicio de que podría afectar las predicciones futuras, por lo que al parecer es necesario realizar transformaciones o algunos ajustes específicos al modelo.

A continuación, en la Tabla 6 se presenta la prueba de autocorrelación de los residuos del modelo.

**Tabla 6**

*Prueba de Autocorrelación de Box-Ljung*

Estadística	Valor
X-squared	15.655
Grados de Libertad (df)	16
p-value	0.4773

**Nota:** La tabla muestra la prueba de autocorrelación de los residuos del modelo

Fuente: Elaboración propia

De acuerdo con la prueba de autocorrelación de Box-Ljung, el p valor = 0,4743, lo que significa que no hay suficientes pruebas en contra de la hipótesis nula de que los residuos del modelo sean independientes. Por lo tanto, no hay autocorrelación en los primeros 16 rezagos de los residuos. por lo que los residuos se comportan como ruido blanco. Por consiguiente, en términos de independencia, el modelo SARIMA<sup>5</sup> obtenida con la función de auto.arima, es adecuado.

Por lo tanto, dado que esta prueba es más relevante que la prueba de normalidad, se procedió a pronosticar la producción de estaño para los próximos 12 meses, dichos pronósticos se pueden visualizar en la Gráfica 4.

Según los resultados la Gráfica 4 y la Tabla 7, se puede evidenciar que para septiembre del 2024 la producción de estaño en Bolivia alcanzo aproximadamente las 1635.148 toneladas métricas, también se puede observar que de acuerdo a los pronósticos efectuados el pico más alto de producción llegaría a ser en enero del 2025, llegando a 1677.005 toneladas métricas,

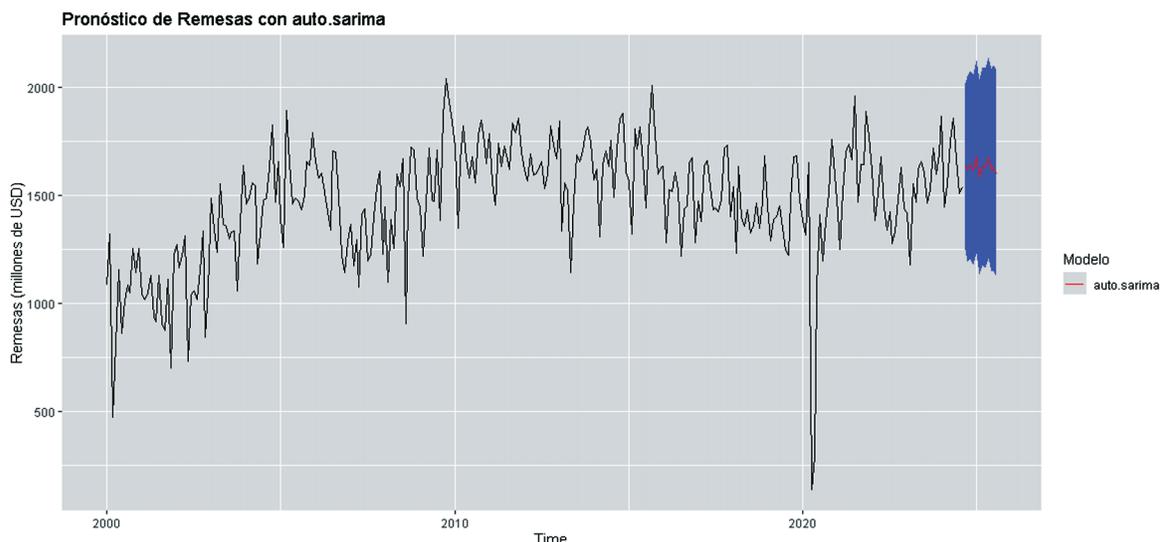
Sin embargo, la producción de estaño no será inferior a 1500 ni superior a 1700 toneladas métricas de acuerdo a los pronósticos calculados, pero se debe tomar muy en cuenta los intervalos de confianza al 95%, los cuales expresan niveles de incertidumbre, debido a que estos intervalos se alejan mucho de los pronósticos calculados.

## 5. DISCUSIÓN

Los resultados de este estudio dan fe de que los modelos SARIMA son una herramienta eficaz y versátil para los pronósticos de la producción de estaño en Bolivia. Dado que se pudo captar tanto la evolución a largo plazo como los patrones estacionales.

Para este estudio se utilizó datos desde enero

**Grafica 4**  
**Descomposición Multiplicativa**



Nota: La gráfica visualiza los pronósticos de la producción mensual de estaño en Bolivia con el modelo SARIMA  
Fuente: Elaboración propia

**Tabla 7**  
*Pronósticos de la Producción de Estaño*

Mes/Año	Pronóstico Puntual	Límite Inferior (LI 95%)	Límite Superior (LS 95%)
Sep 2024	1635.148	1251.424	2018.871
Oct 2024	1621.661	1191.500	2051.821
Nov 2024	1641.740	1205.393	2078.087
Dic 2024	1618.427	1177.940	2058.915
Ene 2025	1677.005	1230.502	2123.509
Feb 2025	1585.931	1135.358	2036.503
Mar 2025	1633.896	1177.467	2090.326
Abr 2025	1627.696	1167.264	2088.127
May 2025	1675.023	1208.882	2141.164
Jun 2025	1616.842	1146.762	2086.922
Jul 2025	1627.676	1152.026	2103.326
Ago 2025	1599.617	1120.086	2079.147

Nota: La tabla visualiza la serie original y los tres componentes del método de descomposición multiplicativa  
Fuente: Elaboración propia

del 2000 hasta agosto del 2024, durante este periodo se evidencio una caída notable en abril del 2020, llegando hasta los 140.13 toneladas métricas, esta caída se atribuye a la pandemia del COVID-19.

Como se muestra en la Tabla 5, los métodos

de descomposición analizados, es decir, aditivo, multiplicativo y STL, sugieren la estructura multiplicativa como la más adecuada para modelar esta serie. Dicho de otra manera, los efectos de la tendencia y la estacionalidad confirman la efectividad de

<sup>5</sup> "Los órdenes P,D,Q y la periodicidad en un modelo SARIMA se identifican de la siguiente manera: D, la diferencia estacional, se determina aplicando diferencias a la serie original junto con el número de rezagos necesarios. Luego, a la serie diferenciada, se utiliza la ACF para identificar el orden Q y la PACF para determinar el orden P. La periodicidad s se establece según el intervalo o patrón estacional, como el número de meses en un año (s=12) o trimestres (s=4)."

## Pronósticos de la producción de estaño en Bolivia basados en modelos SARIMA

los modelos SARIMA.

En el estudio análisis estadístico y pronóstico de series temporales de la situación energética de un grupo de edificios en una unidad académica universitaria de la Ciudad de México, se seleccionó dos modelos que mejor se ajustaron a la serie temporal de consumo de energía de 55 meses estos modelos fueron SARIMA (3,1,1)(1,0,0)[12] y SARIMA (2,1,2)(1,0,0)[12], posteriormente la serie se particiono en 48 y 43 meses para aplicar cada modelo, luego se procedió a pronosticar los restantes 7 y 12 meses de los 55, llegando a la conclusión que el mejor modelo que se ajusta a la serie temporal es SARIMA (2,1,2)(1,0,0) [12], comparando este resultado se puede observar que para la presente investigación la función auto.arima seleccionó el mejor modelo SARIMA en base al menor criterio AIC el cual fue SARIMA (1,1,3)(1,0,0)[12], por lo que se puede observar que los modelos SARIMA seleccionados son diferentes (Báez, 2022).

En otra investigación se pronosticó el número de pasajeros del Aeropuerto Internacional de Soekarno-Hatta (Soetta), con el fin de determinar la cobertura adecuada y preparar las instalaciones para un posible auge de pasajeros, para tal caso se utilizó el modelo SARIMA(0,1,0)(1,0,0)[12] con MAPE y RMSE de 55,18% y 588887,4, respectivamente. Con ese modelo se pronosticó que para enero del 2021 el número de pasajeros llegaría a 495,702. Al comparar este resultado en el caso de esta investigación se trabajó con un modelo SARIMA (1,1,3) (1,0,0)[12] con parámetros AIC, BIC, RMSE y MAPE de 3959.19, 3981.31, 193.7865 y 13.93495% respectivamente y se obtuvo un pronóstico para el mes de septiembre del 2024 de 1635.148 toneladas métricas. Es evidente que los resultados son diferentes debido a que los contextos de investigación también son diferentes, pero se debe rescatar

que los modelos SARIMA son ampliamente utilizados en diferentes estudios.

Por todo lo explicado, se ase conocer que no se encontró estudios específicos que pronosticaran la producción del estaño con modelos SARIMA, pero se evidencio que este tipo de modelos son ampliamente utilizados en diferentes contextos, no solo se confirmó su aplicabilidad, sino que también la adaptación de sus características estacionales y no estacionales a diferentes contextos. Por lo que dicho modelo fue apto para pronosticar la producción de estaño de Bolivia.

En cuanto a las limitaciones, una de las limitaciones fue que los residuos del modelo seleccionado no se distribuyen normalmente según la prueba de Jarque-Bera, lo cual puede ser desafiante para la robustez del modelo, lo que se traduce en la necesidad de realizar más ajustes o una transformación de los datos, pero al realizar la prueba de autocorrelación de Box-Ljung, el p valor = 0,4743 lo que significa que no existe autocorrelación en los primeros 16 rezagos de los residuos. por lo que los residuos se comportan como ruido blanco, siendo esta la prueba más importante se determinó que el modelo SARIMA obtenida con la función de auto.arima, es adecuado para aplicar a la serie producción de estaño de Bolivia.

En general, las implicaciones prácticas de este estudio son significativas para informar la formulación de políticas y estrategias en el sector minero. Los pronósticos generados pueden aplicarse a la toma de decisiones, a cargo de actores clave, como políticos y empresarios, puesto que en caso de la baja producción del estaño puede afectar la estabilidad económica del país. Por otra parte, el análisis proporciona una sólida base de inicio para investigar y desarrollar políticas más eficaces que tengan en cuenta las características estacionales y no estacionales

de la producción de estaño.

Las limitaciones sugieren que sería beneficioso agregar al modelo factores exógenos, como precios internacionales, conflictos laborales y políticas gubernamentales, con el fin de aumentar la precisión y relevancia de los resultados. Por otro lado, también se recomienda integrar análisis metodológicos en paralelo, como las redes neuronales que podrían compensar las limitaciones detectadas en este estudio.

## 6. CONCLUSIONES

El modelo SARIMA (1,1,3)(1,0,0)[12] fue probado y mostró su eficiencia para los pronósticos de la producción de estaño en Bolivia, capturando características estacionales y no estacionales, es decir que este modelo fue más confiable que los modelos tradicionales.

Los pronósticos para septiembre del 2024 y agosto 2025, mostraron que la producción mensual de estaño será aproximadamente de 1635.148 a 1599.617 toneladas métricas. No obstante, los intervalos de confianzas de estos pronósticos se alejan considerablemente por lo que se puede comprender como un error relevante.

La prueba de normalidad reveló que los residuos no están distribuidos normalmente, lo que puede impactar en falsas predicciones

futuras. Así mismo, la dependencia únicamente de los datos del INE puede descartar la generalización de los resultados.

En base a los resultados pronosticados los diferentes actores pueden tomar decisiones más informadas, optimizar la producción, y mitigar riesgos asociados con fluctuaciones estacionales, para así formular estrategias y políticas mineras públicas.

Para futuras investigaciones se recomienda excluir del análisis los últimos 5 meses de los datos para poder comparar los datos pronosticados con los últimos 5 datos observados y evaluar las diferencias entre esos datos.

En lo futuro se sugiere investigar factores externos, como los precios internacionales, y los conflictos sociopolíticos, para mejorar la precisión de los pronósticos. Además, se recomienda probar modelos alternativos como redes neuronales y modelos ARCH/GARCH, ya que pueden capturar estructuras no lineales y volatilidad en los datos de producción de estaño.

### Conflicto de intereses

El autor declara que no hay conflicto de intereses con respecto a la publicación de este documento.

### REFERENCIA BIBLIOGRÁFICA

- Aguilar, K. Y. y López, C. R. (2021). El impacto de los precios internacionales de Commodities en el conflicto minero del sur del Perú, período 2007-2014.
- Arévalo M. W. (2022). Diseño de investigación para la aplicación de un modelo estadístico de pronósticos utilizando el método Winter para la logística inversa del vidrio post consumo de una empresa que fabrica envases, en la ciudad de Guatemala [PhD Thesis]. Universidad de San Carlos de Guatemala.
- Báez J.L. (2022). Análisis estadístico y modelo de pronóstico SARIMA aplicado al consumo de energía eléctrica en instalaciones universitarias. Científica. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:267240765>
- Banco Mundial. (2022). Impacto económico de las medidas de mitigación de las NDC de Bolivia. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:250368222>
- Coajera, G. (2022). Las Condiciones Laborales de Trabajo y de Vida de los Mineros en Bolivia: El Caso de la Cooperativa Siglo XX del Norte de Potosí.
- Haldenwang, C. (2001). La política territorial de desarrollo productivo en Chile: Nuevas instituciones regionales y locales.
- Hernández, J. L. (2023). La Revolución de 1952: Su lugar en la historia de Bolivia. Prólogos, 15, 19-49.
- Masjkur, A. I. y Y. A. y M. (2022). Comparación del modelo SARIMA e intervención en la previsión del número de pasajeros nacionales en el Aeropuerto Internacional Soekarno-Hatta. Revista indonesia de estadística y sus aplicaciones. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:250565532>
- Ratna, M. S., Budi, S., & U., S. (2023). Simulación del modelo SARIMA con ANOVA de tres vías y su aplicación en la pronóstica de grandes precios de chiles en cinco provincias de la Isla de Java. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:258296281>
- Rodríguez, I. J. C. (2021). Ajuste de modelos SARI-MA para el turismo en carreteras concesionadas en México. El Periplo Sustentable: revista de turismo, desarrollo y competitividad, 41, 431-446.
- Rodríguez, F., Guzmán, G., Marchi, B., y Escalante, D. (2020). Efectos de la minería en el desarrollo económico, social y ambiental del Estado Plurinacional de Bolivia.
- Ruales, J. P. (2023). Planificación de la expansión de la red eléctrica a mediano plazo mediante análisis de consumo eléctrico en los sectores residencial, industrial y comercial, usando series temporales SARIMA: Caso de estudio Empresa Eléctrica Riobamba SA (EERSA)-Ecuador [B.S. thesis].
- Salguero, R. F., y Morales, F. J. A. (2021). Series Temporales Avanzadas: Aplicación de Redes Neuronales para el Pronóstico de Series de Tiempo. Universidad de Granada, 64.
- Suárez, I., Trespalcios, A., y Gamero. (2024). Desarrollo de un sistema de pronóstico para la planificación de la demanda en herramientas eléctricas y equipos de construcción.