

Artículo

Modelamiento y proyección de la demanda de turismo internacional en Puno-Perú

Modelling and forecasting international tourism demand in Puno-Peru

Modelagem e previsão da procura por turismo internacional em Puno-Peru

Luis Francisco Laurente Blanco¹; Ronald Wilson Machaca Hanco¹

¹Universidad Nacional de Altiplano, Puno, Peru

Palavras chave:

Estacionalidad;
lago Titicaca;
Perú;
ARIMA;
Cultura.

Keywords:

Seasonality;
Titicaca lake;
Peru;
ARIMA;
Culture.

Resumen

La industria del turismo en el Perú genera cerca de 1.1 millones de puestos de trabajo y aporta el 3.3% del PBI, lo que la convierte en una de sus principales actividades económicas, de esta forma el turismo deja de ser sólo una actividad comercial y se transforma en una herramienta para el desarrollo de la población peruana especialmente en las regiones con alta tasa de pobreza y con numerosos atractivos turísticos como es el caso de la región de Puno con una tasa de pobreza de 24.2% que está ubicada en el sur del país y que cuenta con numerosos atractivos turísticos de tipo naturales, históricos, culturales y gastronómicos. El objetivo de esta investigación es modelar y proyectar la demanda de turistas internacionales que visitan Puno utilizando la metodología ARIMA de Box-Jenkins, para ello el estudio considera información mensual de arribo de turistas internacionales entre los años 2003 a 2017. Finalmente, utilizando los estadísticos MAPE, Z, r, Criterio de Información de Akaike (AIC) y Criterio de Schwarz (SC) se identificó al modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ como el más eficiente para el modelamiento y proyección de la demanda del turismo internacional en la región de Puno.

Abstract

The tourism industry in Peru generates about 1.1 million jobs and contributes 3.3% of GDP, which makes it one of its main economic activities, so tourism is no longer just a commercial activity and transforms into a tool for the development of the Peruvian population especially in regions with high poverty rate and with numerous tourist attractions as it is the case of the Puno region with a poverty rate of 24.2% that is located in the south of the country and that has numerous tourist attractions of natural, historical, cultural and gastronomic type. The objective of this research is to model and forecasting the demand of international tourists visiting Puno using the ARIMA methodology of Box-Jenkins, for this the study considers monthly arrival information of foreign tourists between the years 2003 to 2017. Finally, using the statistics MAPE, Z, r, Akaike Information Criterion (AIC) and Schwarz Criterion (SC) was identified to the SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ model as the most efficient for modeling and forecasting of the demand for international tourism in the Puno region.

Palavras-chave:

Sazonalidade;
lago Titicaca;
Peru;
ARIMA;
Cultura.

Revisado por pares.

Recibido en: 05/02/2019.

Aprobado en: 09/04/2019.

**Resumo**

A indústria do turismo no Peru gera aproximadamente 1.1 milhão de empregos e contribui com 3.3% do PIB, o que a torna uma de suas principais atividades econômicas, portanto o turismo não é mais apenas uma atividade comercial mas é uma ferramenta para o desenvolvimento da população peruana, especialmente nas regiões com alto índice de pobreza e muitas atrações turísticas como é o caso da região de Puno com uma taxa de pobreza de 24.2% localizada no sul do país e com muitas atrações históricas, naturais, cultural e gastronômico. O objetivo desta pesquisa é modelar a procura de turistas internacionais que visitam Puno utilizando a metodologia ARIMA de Box-Jenkins, para este estudo considera informações mensais de chegadas de turistas internacionais entre os anos 2003 e 2017. Finalmente, usando estatísticas MAPE, Z, R, Critério de Informação de Akaike (AIC) e Critério de Schwarz (SC) se encontrou ao modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)¹² como o mais eficiente para a modelação e previsão da procura do Turismo Internacional na região de Puno.

Como citar: Blanco, L. F. L.; Hancoo, R. W. M. (2020). Modelamiento y proyección de la demanda de turismo internacional en Puno-Perú. *Revista Brasileira de Pesquisa em Turismo, São Paulo*, 14 (1), p. 34-55, jan./abr. <http://dx.doi.org/10.7784/rbtur.v14i1.1606>

1 INTRODUCCIÓN

Considerando los recursos naturales, cultura, gastronomía, folclore, historia, entre otros, la industria del turismo es cada vez más importante en la economía de los países ya que está estrechamente relacionado al desarrollo social y económico. Según la Organización Mundial del Turismo (OMT), el turismo ha crecido con mayor rapidez en los últimos años ubicándose como tercera categoría de exportación estando por detrás de los productos químicos y combustibles y por delante de productos de automoción y alimentación, de este modo, las llegadas de turistas internacionales en el mundo pasaron de 674 millones en el año 2000 a 1,235 millones en 2016 y los ingresos registrados por los destinos de todo el mundo pasaron de 495,000 millones de dólares en el año 2000 a 1.22 billones de dólares en 2016 (OMT, 2017).

En el Perú esta industria genera cerca de 1.1 millones de puestos de trabajo y aporta el 3.3% del PBI (Camara, 2018) donde en el año 2017 el PBI ascendió a un valor de 157,744 millones de dólares donde el sector turismo representa el 3.2% de este total encontrándose por encima de los sectores pesca, acuicultura, electricidad y gas natural y presentando un crecimiento de 1.4% respecto de 2016 (Banco Central de Reserva del Perú [BCRP], 2018), lo que convierte al sector turismo en una de sus principales actividades económicas debido que durante el mismo año arribaron al país 4 millones 32 mil 339 turistas internacionales que representa un crecimiento del 8% en el turismo receptivo respecto a lo alcanzado en 2016 (MINCETUR, 2017a) donde los principales países que visitaron el Perú en el año 2017 fueron: Chile (27%), Estados Unidos (15%), Venezuela (5%), Ecuador (7%), Colombia (5%) y Argentina (5%) haciendo una participación del mercado de 69% de llegadas al país (GESTION, 2017). Los principales puntos de ingreso al país fueron: Aeropuerto Internacional Jorge Chávez (58%), Tacna (23%), Tumbes (9%) y Puno (5%) (MINCETUR, 2017b). Se estima que los ingresos de divisas generados por el turismo receptivo en el Perú, durante el año 2017, alcanzaron los 4,574 millones de dólares, representando un crecimiento del 6% en relación al año 2016 (MINCETUR, 2017b).

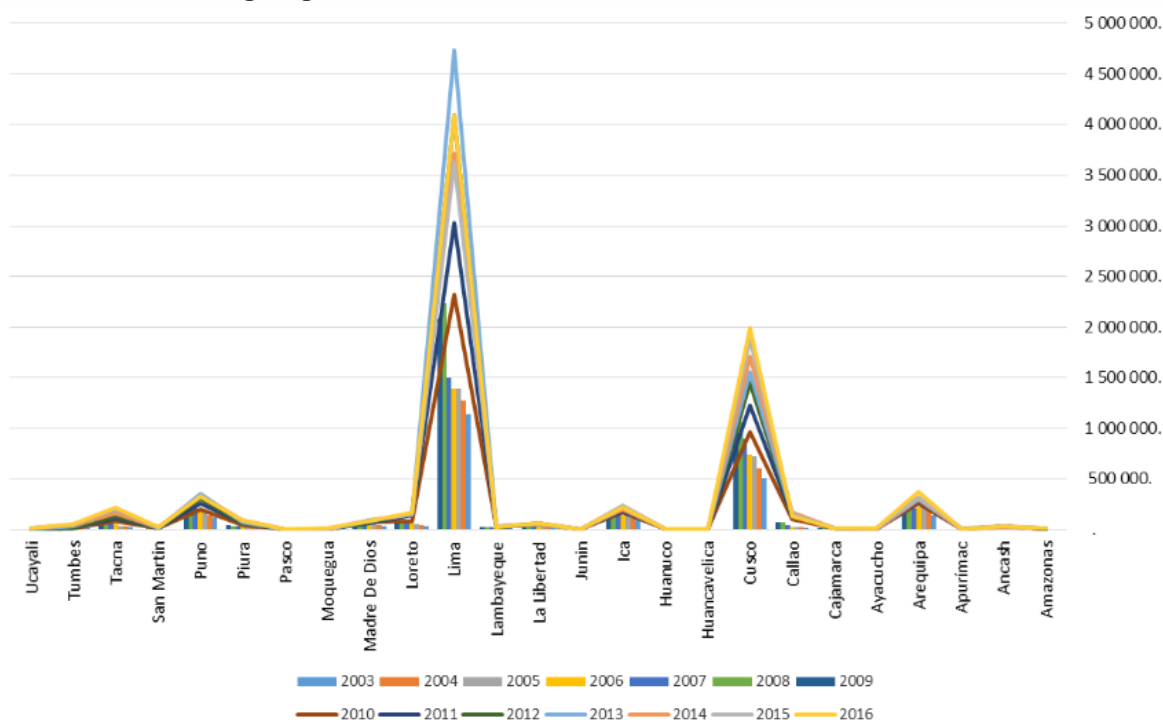
En los últimos años, en el país se ha apostado por un turismo sostenible que promueve políticas, prácticas y comportamientos éticos a través de esta actividad mediante el uso eficiente de los recursos; asimismo, se ha buscado fomentar la paz, el desarrollo y la erradicación de la pobreza. De esta forma, el turismo deja de ser sólo una actividad comercial y se transforma en una herramienta para el desarrollo de la población peruana especialmente en las regiones con mayor tasa de pobreza y con numerosos atractivos turísticos como es el caso de la región de Puno, cuarta región más visitada por los turistas internacionales (véase Figura 1), que a la fecha tiene una tasa de pobreza de 24.2%, ubicándola en la décima región más pobre del Perú (INEI, 2018a) y sin embargo está dotada de numerosos atractivos turísticos que podría en el futuro ser explotados con mayor eficiencia con políticas de turismo sostenible.

En el año 2017 el PBI de la región de Puno fue más de 2,892 millones de dólares que representa una variación de 3.9% respecto del año 2016, donde el sector turismo representa el 2% del PBI regional que

registró visitas internacionales por más de 62.5 millones de dólares en el mismo año y que se encuentra por arriba del sector pesca, electricidad y gas con un crecimiento en 2017 de 2.43% respecto de 2016. Asimismo, el crecimiento anual del sector turismo en Puno desde 2010 es siempre positivo al igual que el sector agropecuario que es el sector más representativo del PBI de Puno (INEI, 2018b).

En la actualidad, la actividad turística en Puno es de importancia porque de ella se benefician cientos de personas, es así que el sector turismo en la región de Puno en el 2017 generó más de 90 mil puestos de trabajo; y se estima mediante la Cámara Nacional de Turismo (CANATUR) que el turismo en el 2035 será uno de los primeros sectores que generará el desarrollo e incrementará el empleo en la región de Puno (CORREO, 2017); de ahí la importancia para las empresas del sector tener una buena proyección sobre el número de arribo de turistas internacionales, para de ese modo realizar una mejor planificación, previsión y administración de la actividad.

Figura 1 - Arribo de visitantes internacionales a establecimientos de hospedaje, según regiones del Perú, 2003-2016



Fuente: Elaboración propia en base a información de MINCETUR

Como una breve descripción, la región de Puno se encuentra ubicada en la zona sur del Perú a orillas del lago Titicaca (denominado el “lago navegable más alto del mundo” (INRENA, 1995) a una altitud de 3,827 msnm con un clima frío y seco y es considerada como un buen destino turístico debido a la infraestructura, servicios básicos, ubicación, presencia de diversos escenarios naturales (Cayo & Apaza, 2017) y por la creación de nuevas modalidades de hacer turismo en la región como es el caso del turismo ecológico, turismo rural, turismo de aventura, turismo vivencial y otras modalidades del llamado turismo alternativo principalmente en las comunidades de Amantani, Pucará, Llachón, Anapia, Atuncolla y Sillustani donde los visitantes pueden convivir por unos días en estas comunidades aprendiendo más sobre sus tradiciones y costumbres (Mamani, 2016). Como principales atractivos turísticos cuenta con: el lago Titicaca, malecón eco turístico Bahía de los Incas, isla flotante de los Uros (Figura 2), isla Amantani, isla Taquile, Llachón, entre otros (Puno, 2017). Por otro lado, la región de Puno ofrece una diversidad de destinos turísticos de tipo histórico-culturales entre ellos restos arqueológicos en diversas ciudades y cuenta con una vasta diversidad en los recursos folklórico-culturales. Asimismo, la región cuenta con una amplia variedad de recursos gastronómicos en cada comunidad.

Figura 2 - Isla flotante de los Uros en el lago Titicaca (3,827 msnm) – Puno, Perú

Fuente: Extraído de MiViaje (2018)

El objetivo principal de esta investigación es modelar y proyectar el número de turistas internacionales que arriban a Puno mediante un análisis de la serie histórica de los arribos de turistas internacionales y sus variaciones estacionales usando periodicidad mensual de los años 2003 a 2017. Para ello, esta investigación utiliza la metodología ARIMA (Auto-Regressive Integrated Moving Average) de Box & Jenkins (1976) para el modelamiento y proyección de la serie estadística cuya utilidad del trabajo es principalmente la previsión en las decisiones operacionales del turismo, preparaciones de tours, infraestructura, transporte, capacitación en el servicio, entre otros. Finalmente, el documento se estructura de la siguiente manera: se presenta el marco teórico, se hace una descripción de los materiales y métodos utilizados, posteriormente se presentan los resultados utilizando la metodología de Box-Jenkins y finalmente las conclusiones más resaltantes para el presente estudio.

2 REVISIÓN DE LITERATURA

Al respecto, para el estudio y proyección de la demanda del turismo con series de tiempo, existen diversos trabajos de investigación, así para su modelamiento ARIMA están los trabajos de Hosking (1981), Chang et al., (2009), Loganathan & Ibrahim (2010), Lim & McAleer (1999), Peiris (2016), Reisen (1994), Nanthakumar, Subramaniam, & Kogid (2012), Greenidge (2001). Para los costos del turismo en modelos ARIMA, el trabajo de Psillakis, Alkiviadis, & Kanellopoulos (2009); utilizando la metodología ARIMA-GARCH están las investigaciones de Coshall (2009), Shareef & McAleer (2005); con modelos ARMA-GARCH multivariado se cita el trabajo de Chan, Lim, & McAleer (2005). Asimismo, trabajos que utilizan los modelos ARFIMA (modelos ARIMA Fraccionalmente Integrados) de memoria larga se encuentran los trabajos de Granger & Joyeux (1980), Peiris & Perera (1988), Baillie (1996); modelos ARIMA y ARFIMA que utilizan el estadístico MAPE, MAE y RMSE, están los trabajos de Chu (2008), Shitan (2008) y Lee, Song, & Mjelde (2008); con modelos ARFIMA-FIGARCH para el turismo los trabajos de Chokethaworn et al., (2010) y Ray (1993); con modelado X-12-ARIMA y ARFIMA el trabajo de Chaitip & Chaiboonsri (2015). Respecto del modelado de la oferta y demanda del turismo con modelos VECM el trabajo de Zhou, Bonham, & Gangnes (2007); para la proyección de la demanda de turismo en series multivariadas y univariadas el trabajo de du Preez & Witt (2003). Para el modelado y proyección econométrica de la demanda de turismo por MCO los trabajos de Athanasopoulos & Hyndman (2006) y Botti, Peypoch, Randriamboarison, & Solonandrasana (2007) y para la proyección de los ingresos debido al turismo con la metodología ARMAX el trabajo de Akal (2004).

3 MATERIALES Y MÉTODOS

La selección de los materiales y métodos para la presente investigación comprende de tres partes: la descripción de los datos a utilizar, la metodología ARIMA, tests de estacionariedad y tests para elección de modelos más eficientes.

3.1 Datos

Para el desarrollo de esta investigación se utilizó información con período mensual para los años 2003 a 2017 extraídos de la base de datos del Banco Central de Reserva del Perú – Sucursal Puno (BCRP) para el número total de arribos de turistas internacionales al departamento de Puno.

3.2 Metodología ARIMA estacional de Box-Jenkins

Para la metodología se hace uso del modelo ARIMA estacional de Box & Jenkins (1976), donde los pasos de la metodología consisten en:

Análisis preliminar: realizar un análisis preliminar a toda la información de tal modo que sea un proceso estocástico estacionario.

Identificación de un modelo tentativo: en este paso se especifica el orden (p, d, q) del modelo ARIMA, para ello se hace uso de correlogramas y las funciones de autocorrelación simple y parcial.

Estimación del modelo: el siguiente paso es la estimación del modelo ARIMA identificado en el paso anterior. La estimación puede ser realizada por el método de mínimos cuadrados o máxima verosimilitud.

Diagnóstico de resultados y selección: para este paso se realiza la revisión de los modelos usando tests estadísticos para los parámetros y residuos. Asimismo, para la elección del mejor modelo se utiliza el Criterio de Información de Akaike (AIC) y el Criterio de Información de Schwarz (SC). Por otro lado, es posible utilizar los estadísticos Media Porcentual del Error Absoluto (MAPE), el porcentaje de medida del resultado (Z) y el coeficiente de correlación normalizado (r) para la selección del modelo más eficiente.

Proyección: si el modelo más eficiente del paso anterior es el adecuado, entonces el modelo puede ser usado para la representación y proyección.

Para la definición del modelo ARIMA se tienen los procesos $AR(p)$ y $MA(q)$ siguientes:

$$Y_t = \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \varepsilon_t,$$

$$Y_t = \varepsilon_t + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}.$$

Un modelo $ARIMA(0, d, 0)$ es una serie temporal que se convierte en un proceso de ruido blanco después de ser diferenciada d veces. El modelo $ARIMA(0, d, 0)$ se expresa como $(1-L)^d Y_t = \varepsilon_t$ o lo que es lo mismo como $Y_t - Y_{t-d} = \varepsilon_t$. La formulación general de un modelo $ARIMA(p, d, q)$ se denomina *proceso integrado de medias móviles* de orden (p, d, q) y se escribe como

$$Y_t - Y_{t-d} = \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}$$

O en su forma compacta,

$$(1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p)(1 - L)^d Y_t = (1 - \theta_1 L - \theta_2 L^2 - \dots - \theta_q L^q) \varepsilon_t$$

Las series con tendencia secular y variaciones cíclicas puede representarse con los modelos $ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)$ o $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)$. El primer paréntesis se refiere a la tendencia secular o parte regular y el segundo paréntesis a las variaciones estacionales o parte cíclica de la serie.

3.3 Tests de estacionariedad

3.3.1 Prueba de raíz unitaria de Dickey-Fuller Aumentado (ADF)

La prueba ADF de Dickey & Fuller (1979) busca determinar la existencia de una raíz unitaria en una serie de tiempo. La hipótesis nula de esta prueba es que existe una raíz unitaria en la serie. En un modelo simple autorregresivo de orden uno, AR(1):

$$y_t = \rho y_{t-1} + u_t$$

donde y_t es la variable de interés, t es el de tiempo, ρ es un coeficiente, y u_t es el término de error. La raíz unitaria está presente si $\rho = 1$. En este caso, el modelo no sería estacionario. El modelo de regresión puede ser escrito como:

$$\Delta y_t = (\rho - 1)y_{t-1} + u_t = \delta y_{t-1} + u_t$$

donde Δ es el operador de primera diferencia. Este modelo puede ser estimado y las pruebas para una raíz unitaria son equivalentes a pruebas $\delta = 0$ (donde $\delta = \rho - 1$). Dado que la prueba se realiza con los datos residuales en lugar de los datos en bruto, no es posible utilizar una distribución estándar para proporcionar valores críticos. Por lo tanto, esta estadística tiene una determinada distribución conocida simplemente como la tabla de Dickey & Fuller (1979).

3.3.2 Prueba de raíz unitaria de Phillips-Perron (PP)

La prueba PP de Phillips & Perron (1988) es una prueba de raíz unitaria y se utiliza en el análisis de series de tiempo para probar la hipótesis nula que una serie de tiempo es integrada de orden 1. Se basa en la prueba de Dickey & Fuller (1979) con la hipótesis nula es $\rho = 0$ en $y_t = \rho y_{t-1} + u_t$ donde Δ es la primera diferencia del operador. Al igual que la prueba de Dickey-Fuller aumentada, la prueba de Phillips-Perron aborda la cuestión de que el proceso de generación de datos para y_t podría tener un orden superior de autocorrelación que es admitido en la ecuación de prueba haciendo y_{t-1} endógeno e invalidando así el Dickey-Fuller t -test. Mientras que la prueba de Dickey-Fuller aumentada aborda esta cuestión mediante la introducción de retardos de Δy_t como variables independientes en la ecuación de la prueba, la prueba de Phillips-Perron hace una corrección no paramétrica a la estadística t -test.

3.4 Tests de selección del modelo óptimo

3.4.1 Criterio de Información de Akaike (AIC)

El Criterio de Información de Akaike fue desarrollado por Akaike (1974) y es una medida para la selección del mejor modelo estimado. En el caso general, se puede escribir la ecuación como

$$AIC = 2k - 2\ln(L)$$

donde k es el número de parámetros en el modelo estadístico y L es el valor de la función de máxima verosimilitud para el modelo estimado.

3.4.2 Criterio de Información de Schwarz (SC)

El Criterio de Información de Bayes (BIC) o Criterio de Información de Schwarz (SC) fue desarrollado por Schwarz (1978) y es un criterio para elección del mejor modelo entre una clase de modelos paramétricos con diferente número de parámetros. En el caso general se escribe como

$$-2 \ln p(x|k) \approx BIC = -2 \ln l$$

donde n es el número de observaciones o el tamaño muestral, k el número de parámetros libres a ser estimados incluyendo la constante y L el valor maximizado de la función de verosimilitud.

3.4.3 Media Porcentual del Error Absoluto (MAPE)

La Media Porcentual del Error Absoluto (MAPE) es una medida de la ocurrencia de una serie temporal. Esto es frecuentemente expresado como un porcentaje, la fórmula del estadístico MAPE es la siguiente:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{A_i - F_i}{A_i} \right|$$

donde A_i es el valor actual y F_i es el valor proyectado. La diferencia entre A_i y F_i es dividido por el valor actual de A_i . El valor absoluto de este cálculo es sumado para cada observación proyectada en el tiempo y dividido por el número de observaciones n . Esto hace que sea un error porcentual, por lo que se puede comparar el error de series de tiempo ajustadas que difieren en el nivel. La interpretación para los lineamientos de MAPE es la siguiente: si el valor de MAPE es inferior al 10% es un pronóstico "altamente preciso". Si el valor de MAPE se encuentra entre el 10% y el 20% es un pronóstico "bueno". Si el valor de MAPE se encuentra entre el 20 y el 50% es un pronóstico "razonable". Si el valor de MAPE es superior al 50% es un pronóstico "inexacto" (Lewis, 1982).

3.4.4 Porcentaje de medida del resultado (Z)

El valor de Z es usado como una medida relativa para niveles de aceptación. Como un punto referencial para los resultados experimentales óptimos, Z se utilizará a un valor de $\pm 5\%$, de este modo se define el estadístico como:

$$Z = \frac{\sum_{i=1}^n j}{n} * 100\% \quad \text{para} \quad \begin{cases} j=1 & \text{si} \quad \left| \frac{A_i - F_i}{A_i} \right| < 0.01 \\ j=0 & \text{si} \quad \text{otro caso} \end{cases}$$

donde A_i es el valor actual y F_i es el valor proyectado y n el número de observaciones utilizadas. Para la elección del mejor modelo se debe considerar aquel que cuente con un valor Z mayor.

3.4.5 Coeficiente de correlación normalizado (r)

El coeficiente de correlación normalizado r es una medida de la cercanía de las observaciones y su proyección, se define como:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n A_i * F_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i)^2 * \sum_{i=1}^n (F_i)^2}}$$

donde A_i es el valor actual y F_i es el valor proyectado. Para realizar la elección del mejor modelo se debe elegir aquel que cuente con el estadístico r mayor.

4 RESULTADOS

Para la presentación de los resultados, se utiliza la metodología ARIMA de Box & Jenkins (1976) que consta de la identificación, estimación del modelo, examen de diagnóstico y finalmente la proyección de la serie. Para el análisis de los datos se utilizó el software estadístico Eviews 9, donde se hace uso de un total de 177 arribos de turistas internacionales con un mínimo de 4,650 arribos y un máximo de 36,147 descritos en la Tabla 1.

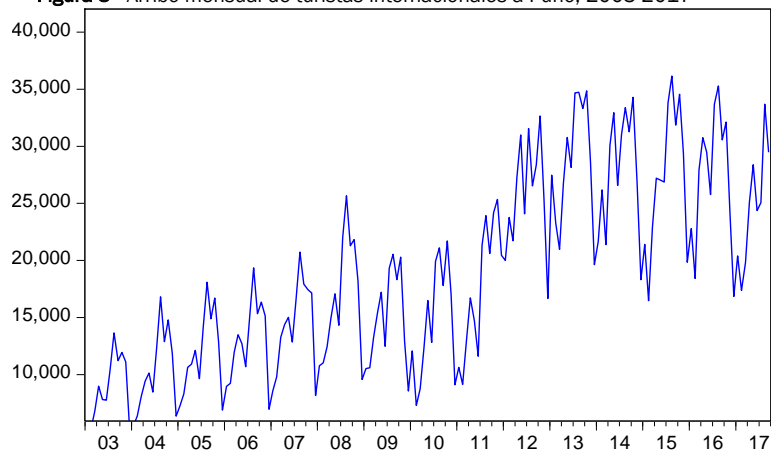
Tabla 1 - Estadística descriptiva

Lista de variables	Abreviatura	Obs.	Media	Desv. Estánd.	Mínimo	Máximo
Arribo de turistas internacionales a Puno	arribos	177	18,809	8,341	4,650	36,147

Fuente: Elaborado por los autores

Para la identificación, la Figura 3 muestra la evolución de los arribos de turistas internacionales al departamento de Puno para los años 2003 a 2017, mostrando claramente un crecimiento y da evidencia a la presencia de no estacionariedad en media y varianza.

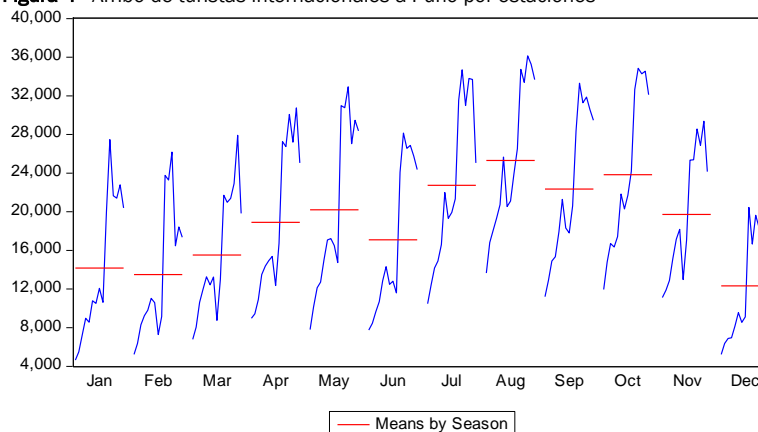
Figura 3 - Arribo mensual de turistas internacionales a Puno, 2003-2017



Fuente: Elaborado por los autores

En la Figura 4 muestra que cada año los arribos de turistas a Puno presentan un ciclo estacional anual debido que empiezan a subir desde el mes de febrero hasta mayo, cayendo levemente en el mes de junio recuperándose en julio y llegando a su máximo en agosto cayendo en setiembre recuperándose levemente en octubre y cayendo al máximo en el mes de diciembre. Lo que da evidencia para un modelo estacional ARIMA de 12 meses.

Figura 4 - Arribo de turistas internacionales a Puno por estaciones



Fuente: Elaborado por los autores

4.1 Tests de estacionariedad

Como primer paso se determina si la serie es estacionaria, para ello se utiliza las pruebas de raíz unitaria ADF de Dickey & Fuller (1979), PP de Phillips & Perron (1988) y KPSS de Kwiatkowski, Phillips, Schmidt, & Shin (1992) las que se muestran en la Tabla 2.

Tabla 2 - Tests de Estacionariedad

Variable	Ninguno		Con intercepto		Con intercepto y tendencia	
	Nivel	Primera dife- rencia	Nivel	Primera dife- rencia	Nivel	Primera dife- rencia
Test de ADF	0.716 (0.868)	-2.68** (0.007)	-1.335 (0.612)	-2.7901 (0.061)	-1.577 (0.798)	-2.868 (0.175)
Test de PP	-0.158 (0.627)	-19.742** (0.000)	-3.345* (0.014)	-20.061** (0.000)	-6.313** (0.000)	-20.003** (0.000)
Test de KPSS	--	--	1.536 (0.463)~	0.045** (0.463)~	0.112* (0.146)~	0.041* (0.146)~

Notas: (*) y (**) denota significancia estadística al 5% y 1%, respectivamente. Valores en () indican el p-value de Mackinnon (1996). El símbolo (~) indica el valor crítico asintótico de Kwiatkowski et al., (1992)

Fuente: Elaborado por los autores

En la Tabla 2 se muestra la realización de tres diferentes test de estacionariedad a un nivel de 1% y 5% de nivel de significancia y se concluye que los arribos de turistas internacionales no es estacionaria en niveles al 1% de significancia. Para este propósito se calculó la serie en primera diferencia y dando como resultado que para los test de PP y KPSS la serie es estacionaria a un 1% de significancia, lo que indica que la serie es estacionaria en primera diferencia.

4.2 Modelos autoregresivos y de medias móviles

Los datos en logaritmos de los arribos de turistas internacionales a Puno son usados para modelar el turismo. En la Tabla 3 se presenta estimaciones de cuatro modelos autoregresivos (AR), medias móviles (MA) y modelos autoregresivos integrados y de medias móviles (ARIMA) que previamente se revisó los correlogramas para la verificación y su estacionalidad, es así que se estimó por la metodología de mínimos cuadrados para determinar el comportamiento de los arribos de turistas internacionales a Puno durante 2003:m1 a 2017:m9. Asimismo, se calculó el Criterio de Información de Akaike (AIC), Criterio de Información de Schwarz (SC) para la elección del mejor modelo y el estadístico de Durwin-Watson (DW) para un primer análisis de presencia de autocorrelación en los modelos estimados.

Para la selección del modelo, la Tabla 3 se muestra que los modelos con mayor ajuste no presentan problemas de autocorrelación, debido que el estadístico de Durbin-Watson (DW) de los modelos se encuentran alrededor de 2 (Durbin & Watson, 1950, 1971). Utilizando el Criterio de Información de Akaike (AIC) debido a Akaike (1974) y Criterio de Información de Schwarz (SC) a Schwarz (1978) para la elección del mejor modelo, de la Tabla 3 se tiene que el mejor modelo que presenta los estadísticos mínimos de AIC y SC es el Modelo 1 dado bajo su especificación como SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ es el mejor modelo para representar a los arribos de turistas internacionales a la región de Puno para los períodos 2003 a 2017.

Asimismo, para evaluar la eficiencia de los modelos ARIMA de la Tabla 3, se construyó los estadísticos MAPE, Z y r que se muestra a continuación:

Tabla 3 - Estimación de modelos ARIMA para arribo de turistas internacionales a Puno

Variable	Coefficiente	t-Statistic	AIC/SC	DW
<i>Modelo 1</i>				
constante	0.006854	2.786144		
AR(1)	0.453359	3.636704		
AR(3)	0.200060	2.056048		
AR(6)	-0.163896	-2.390864	AIC = -1.179497	2.038498
SAR(12)	0.980194	112.742800	SC = -1.017370	
MA(1)	-0.890632	-5.971538		
MA(24)	-0.109057	-2.232342		
SMA(12)	-0.570211	-8.484719		
<i>Modelo 2</i>				
constante	0.006666	2.065615		
AR(24)	0.697326	12.588560		
MA(1)	-0.413207	-4.621061	AIC = -1.013858	2.063247
MA(2)	-0.219508	-2.262754	SC = -0.869745	
MA(6)	-0.198948	-2.342499		
MA(25)	-0.168337	-1.983791		
SMA(12)	0.666660	12.170440		
<i>Modelo 3</i>				
constante	0.007537	5.374423		
AR(7)	-0.189815	-2.018016		
MA(1)	-0.334045	-3.253787		
MA(2)	-0.227877	-2.501011	AIC = -0.771678	2.115759
MA(8)	-0.337994	-4.243167	SC = -0.591537	
MA(17)	-0.206669	-2.754134		
MA(20)	-0.183917	-2.358140		
MA(24)	0.325526	2.730460		
SMA(12)	0.541756	7.663072		
<i>Modelo 4</i>				
constante	0.007277	2.207372		
MA(1)	-0.296469	-3.837132		
MA(2)	-0.220115	-2.778588		
MA(8)	-0.319336	-5.463851	AIC = -0.746528	2.144582
MA(17)	-0.215126	-2.671734	SC = -0.584401	
MA(20)	-0.164563	-2.304040		
MA(24)	0.374000	4.732981		
SMA(12)	0.614347	8.871496		

Notas: AIC y SC son el Criterio de Información de Akaike y Criterio de Schwarz, respectivamente. DW se refiere al estadístico Durbin-Watson de autocorrelación

Fuente: Elaborado por los autores

4.2.1 Estadístico MAPE

La Media Porcentual del Error Absoluto (MAPE) es una medida de la ocurrencia de una serie temporal. Esto es frecuentemente expresado como un porcentaje, la fórmula del estadístico MAPE es la siguiente (Lewis, 1982):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{A_i - F_i}{A_i} \right|$$

donde A_i es el valor actual y F_i es el valor proyectado. La diferencia entre A_i y F_i es dividido por el valor actual de A_i . El valor absoluto de este cálculo es sumado para cada observación proyectada en el tiempo y dividido por el número de observaciones n proyectadas en el tiempo. Esto hace que sea un error porcentual, por lo que se puede comparar el error de series de tiempo ajustadas que difieren en el nivel. Y también este papel utiliza la medida de precisión MAPE. Los lineamientos para MAPE, la interpretación es la siguiente: si el valor de MAPE es inferior al 10%, es un pronóstico "altamente preciso". Si el valor de MAPE se encuentra

entre el 10% y el 20%, es un pronóstico "bueno". Si el valor de MAPE se encuentra entre el 20% y el 50%, es un pronóstico "razonable". Si el valor de MAPE es superior al 50%, es un pronóstico "inexacto" (Lewis, 1982).

Para la construcción de MAPE en este trabajo se utiliza la proyección del paso anterior para cada uno de los mejores modelos planteados. Para realizar el cálculo para cada una de las proyecciones se utilizó la siguiente fórmula

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{arribos_i - arribosfmJ_i}{arribos_i} \right|, \quad J = 1, 2, 3, 4$$

Donde $arribos_i$ son los valores actuales de la variable arribo de turistas, $arribosfmJ_i$ son los valores proyectados de la variable arribo de turistas utilizando los modelos ARIMA en $J=1, 2, 3$ y 4 . Los resultados del cálculo se muestran en la Tabla 4.

4.2.2 Porcentaje de medida de resultado (Z)

El valor de Z es usado como una medida relativa para niveles de aceptación. Como un punto referencial para los resultados experimentales óptimos, Z se utiliza a un valor de $\pm 5\%$ (Law & Au, 1999), de este modo se define el estadístico como:

$$Z = \frac{\sum_{i=1}^n j}{n} * 100\% \quad \text{para} \quad \begin{cases} j=1 & \text{si} \quad \left| \frac{arribos_i - arribosfmJ_i}{arribos_i} \right| < 0.05, \quad J = 1, 2, 3, 4 \\ j=0 & \text{si} \quad \text{otro caso} \end{cases}$$

donde $arribos_i$ son los valores actuales de la variable arribo de turistas, $arribosfmJ_i$ son los valores proyectados de la variable arribo de turistas utilizando los modelos ARIMA $J=1, 2, 3$ y 4 , los resultados del cálculo se muestran en la Tabla 4.

4.2.3 Coeficiente de correlación normalizado (r)

El coeficiente de correlación normalizado r es una medida de la cercanía de las observaciones y su proyección (Law & Au, 1999), se define como:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n arribos_i * arribosfmJ_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (arribos_i)^2 * \sum_{i=1}^n (arribosfmJ_i)^2}}, \quad J = 1, 2, 3, 4$$

donde $arribos_i$ son los valores actuales de la variable arribo de turistas, $arribosfmJ_i$ son los valores proyectados de la variable arribo de turistas internacionales utilizando los modelos ARIMA $J=1, 2, 3$ y 4 .

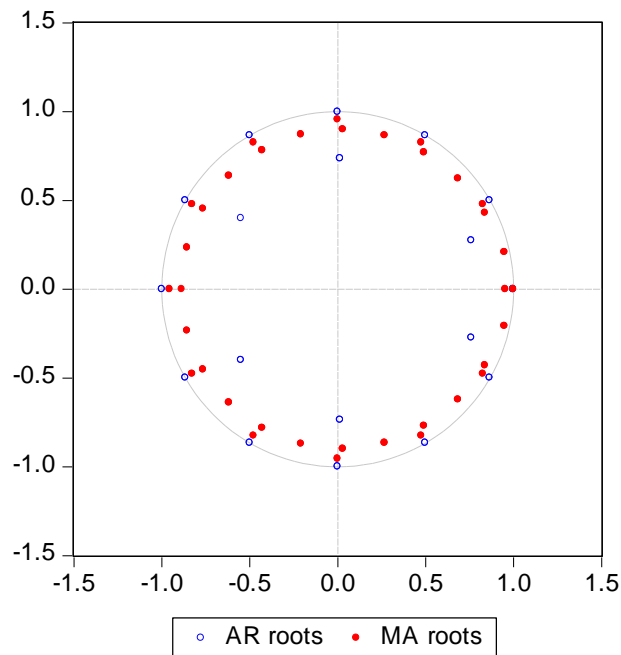
Tabla 4 - Comparación de modelos ARIMA para la demanda de turismo en Puno

Modelos		MAPE	Z	r
Modelo 1	SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1) ₁₂	16.15	16.45	0.9836
Modelo 2	SARIMA (24, 1, 25)(0, 0, 1) ₁₂	19.01	15.13	0.9781
Modelo 3	SARIMA (7, 1, 24)(0, 0, 1) ₁₂	25.30	7.69	0.9668
Modelo 4	SARIMA (0, 1, 24)(0, 0, 1) ₁₂	45.36	2.27	0.9665

Fuente: Elaborado por los autores

La Tabla 4 muestra los estadísticos MAPE, porcentaje de medida de resultado (Z) y coeficiente de correlación normalizado (r) para la elección del mejor modelo planteado. De los resultados se tiene que el Modelo 1 cuya especificación es SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ es el modelo más adecuado debido que presenta el menor valor del estadístico MAPE igual a 16.15%.

Figura 5 - Raíces inversas de los polinomios AR/MA de SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂



AR Root(s)	Modulus	Cycle
-0.864583 ± 0.499167i	0.998334	2.400000
-0.998334	0.998334	
-5.55e-17 ± 0.998334i	0.998334	4.000000
0.499167 ± 0.864583i	0.998334	6.000000
0.864583 ± 0.499167i	0.998334	12.000000
0.998334	0.998334	
-0.499167 ± 0.864583i	0.998334	3.000000
0.761295 ± 0.273329i	0.808875	18.22811
0.013951 ± 0.736797i	0.736929	4.048800
-0.548567 ± 0.400430i	0.679168	2.502221

No root lies outside the unit circle.
ARMA model is stationary.

MA Root(s)	Modulus	Cycle
0.999911	0.999911	
0.947992 ± 0.208563i	0.970664	29.01420
0.477133 ± 0.826419i	0.954266	6.000000
-2.78e-16 ± 0.954266i	0.954266	4.000000
-0.826419 ± 0.477133i	0.954266	2.400000
0.954266	0.954266	
0.826419 ± 0.477133i	0.954266	12.000000
-0.954266	0.954266	
-0.477133 ± 0.826419i	0.954266	3.000000
0.838561 ± 0.428936i	0.941898	13.28886
0.684739 ± 0.621909i	0.925008	8.521306
0.490908 ± 0.770682i	0.913751	6.260463
0.267901 ± 0.865104i	0.905635	4.945491
0.029861 ± 0.899055i	0.899551	4.086374
-0.207532 ± 0.870530i	0.894926	3.481326
-0.428415 ± 0.781736i	0.891432	3.032242
-0.617923 ± 0.638951i	0.888868	2.685735
-0.763262 ± 0.452104i	0.887111	2.410278
-0.854598 ± 0.234112i	0.886084	2.186058
-0.885747	0.885747	

No root lies outside the unit circle.
ARMA model is invertible.

Fuente: Elaboración propia

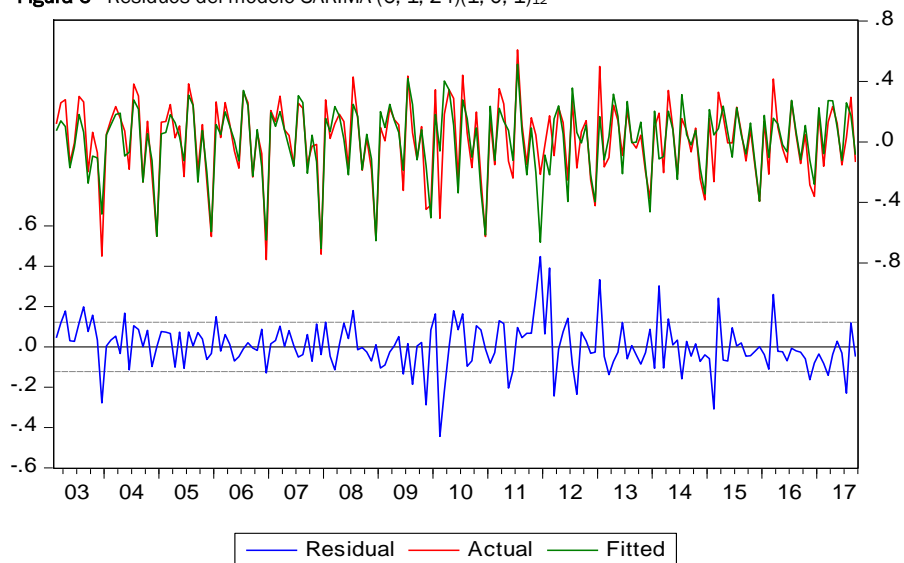
Asimismo, el Modelo 1 presenta el mayor valor del porcentaje de medida de resultado (Z) igual a 16.45 y el mayor valor del coeficiente de correlación normalizado $r = 0.9836$. Luego, se concluye que el Modelo 1 es el mejor modelo debido que presenta los menores valores de los Criterio de Información de Akaike (AIC) y del Criterio de Schwarz (SC) del paso anterior y asimismo presenta el menor valor de MAPE, mayor valor Z y r, luego el Modelo 1 cuya especificación es SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ se puede utilizar para la representación de la demanda de turismo en la región de Puno y su proyección.

5 DIAGNÓSTICO AL MODELO SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ ELEGIDO

Para el diagnóstico del modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ la Figura 5 muestra que las raíces de todos los AR y MA son menores de 1, esto muestra que el modelo ARIMA es estable al igual que los errores. Asimismo, la Figura 6 muestra los valores actuales, los valores proyectados y los residuos del modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂.

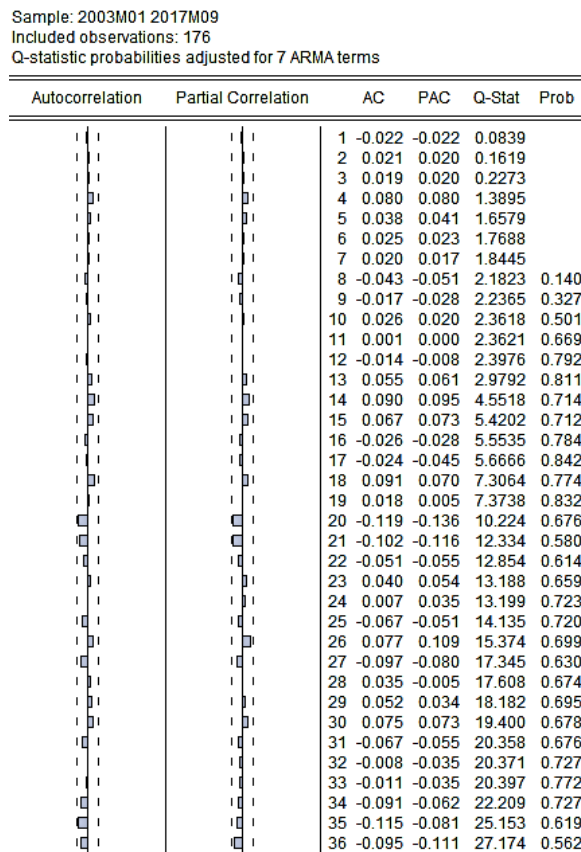
Incorrelación. En la Figura 7, se muestra el correlograma del modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ analizada por el estadístico Q de Ljung-Box (Ljung & Box, 1978), determina que hay ausencia de autocorrelación en los residuos, es decir el comportamiento se asemeja al de un ruido blanco. Se observa también que todos los coeficientes caen dentro de la banda de confianza al 95% de confianza, además todos los p-valores asociados al estadístico de Ljung-Box para cada retardo (p-value) son lo suficientemente grandes como para no rechazar la hipótesis nula que todos los coeficientes son nulos. Asimismo de la Tabla 3 se muestra que el modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂, Modelo 1, no presenta problemas de autocorrelación, debido que el estadístico de Durbin-Watson (DW) se encuentra alrededor de 2 (Durbin & Watson, 1950, 1971). En consecuencia los residuos del modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ se encuentran no correlacionados.

Figura 6 - Residuos del modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂



Fuente: Elaborado por los autores

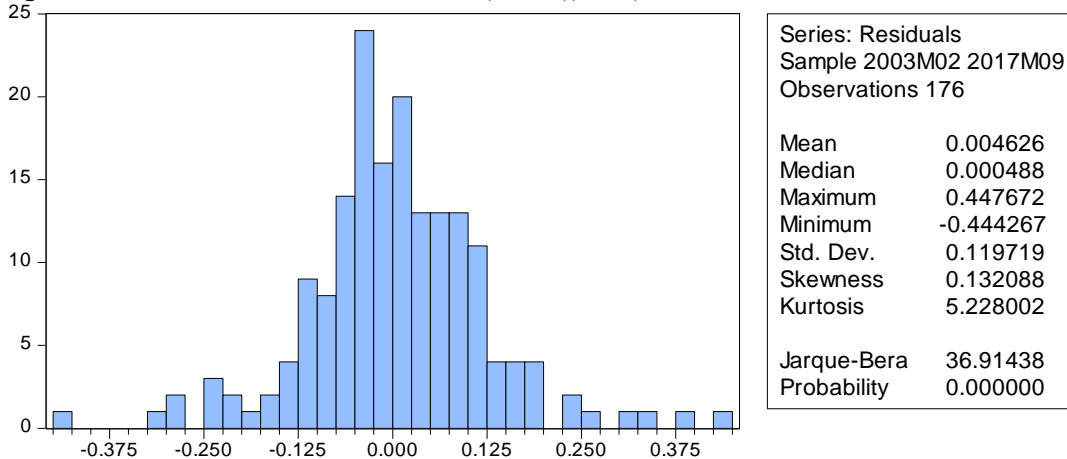
Figura 7 - Correlograma de los residuos del modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂



Fuente: Elaborado por los autores

Normalidad. El estadístico de Jarque-Bera desarrollado por Jarque & Bera (1980, 1981, 1987) es una prueba de bondad de ajuste para verificar si los datos de estudios tienen asimetría o curtosis en una distribución normal, es decir si los residuos se comportan como una función normal. En la Figura 8, se muestra los resultados de este estadístico, en este caso el valor de la probabilidad igual a cero indica el rechazo de la hipótesis de una distribución normal. Como el valor del estadístico de Jarque-Bera es superior al valor de referencia de tablas (aproximadamente un valor de 6) y la probabilidad es menor a $\alpha = 5\%$, los residuos del modelo no se comportan como una función normal. Sin embargo, siguiendo al teorema central del límite, se puede concluir que al trabajar muestras más grandes que la actual, garantizaría que los errores se comporten como una función asintóticamente normal (Laurente & Poma, 2016).

Figura 8 - Prueba de normalidad del modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂



Fuente: Elaborado por los autores

5.3 Análisis de intervención al modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ elegido

En la Figura 7 del modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂, se comprobó que los residuos siguen un comportamiento de ruido blanco, es decir los residuos son incorrelacionados. Por otro lado, revisando la Figura 3 y la gráfica de error se verifica la existencia de dos quiebres estructurales (Chow, 1960) dadas en febrero de 2010 (2010m2) y en febrero de 2012 (2012m2) que básicamente se debió a la crisis internacional de 2008 que afecto a la visita de turistas internacionales a Puno. La Tabla 7 muestra la estimación del modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ con intervención en ambas fechas que representa una variable dummy con valor 1 para la fecha indicada y 0 para su complementario, ambas variables se representan con el nombre de D2010m2 para la variable dummy de intervención en el mes de febrero de 2010 y la variable dummy D2012m2 para la intervención en el mes de febrero de 2012.

Tabla 5 - Estimación del modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ con intervención

Variable	Coefficiente	t-Statistic	AIC/SBC	DW
Modelo 1				
constante	0.006854	2.786144		
AR(1)	0.453359	3.636704		
AR(3)	0.200060	2.056048		
AR(6)	-0.163896	-2.390864	AIC = -1.179497	2.038498
SAR(12)	0.980194	112.742800	SC = -1.017370	
MA(1)	-0.890632	-5.971538		
MA(24)	-0.109057	-2.232342		
SMA(12)	-0.570211	-8.484719		
Modelo con intervención en 2010m2 y 2012m2				
constante	0.007813	2.573121		
AR(1)	0.448118	5.259712		
AR(3)	0.189572	2.295910		
AR(6)	-0.215457	-3.429775		
SAR(12)	0.965115	70.765390	AIC = -1.253463	2.031727
MA(1)	-0.871070	-9.652358	SC = -1.055308	
MA(24)	-0.128930	-8.000089		
SMA(12)	-0.449673	-5.968413		
D2010m2	-0.343730	-3.830428		
D2012m2	0.148482	2.216329		
Modelo con intervención en 2010m2				
constante	0.009111	3.700238		
AR(3)	0.250436	3.052563		
AR(6)	-0.207885	-3.408019		
SAR(12)	0.985662	144.602600	AIC = -1.255856	2.066346
MA(1)	-0.886407	-9.171251	SC = -1.075714	
MA(24)	-0.113593	-7.596750		
SMA(12)	-0.568242	-8.688046		
D2010m2	-0.352696	-3.863401		
Modelo con intervención en 2012m2				
constante	0.005634*	1.699188		
AR(1)	0.507835	3.803218		
AR(3)	0.190494	2.074903		
AR(6)	-0.148229	-2.005838		
SAR(12)	0.977970	92.887210	AIC = -1.186547	2.018911
MA(1)	-0.926452	-5.874378	SC = -1.006406	
MA(24)	-0.072634*	-1.612369		
SMA(12)	-0.561978	-7.570291		
D2010m2	0.192983	2.524706		

Notas: (*) significa no significativo al 5%. AIC y SC son el Criterio de Información de Akaike y Criterio de Schwarz, respectivamente. DW se refiere al estadístico Durbin-Watson de autocorrelación

Fuente: Elaborado por los autores

De los resultados de la Tabla 7 se muestra la estimación del modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ elegido previamente y tres modelos que añaden al modelo indicado la intervención en los períodos 2010m2 y 2012m2, dando como resultado que el mejor modelo ARIMA con intervención, es el modelo con intervención

en 2010m2 donde la variable que la representa D2010m2 es estadísticamente significativa y donde el modelo presenta el menor valor de los estadísticos AIC (-1.255856) y SC (-1.075714) y con un valor de DW=2.066346 muy próximo a 2, lo que evidenciaría la ausencia de autocorrelación en este modelo. Asimismo, este modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ con intervención en 2010m2 presenta los estadísticos de AIC y SC más pequeños que el Modelo 1 debido que se está corrigiendo el quiebre en ese período.

Figura 9 - Correlograma de los residuos del modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ con intervención en 2010m2

Sample: 2003M01 2017M09
Included observations: 176
Q-statistic probabilities adjusted for 7 ARMA terms and 1 dynamic regressor

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*
		1 -0.035	-0.035	0.2250	
		2 0.054	0.052	0.7408	
		3 -0.005	-0.001	0.7452	
		4 0.088	0.085	2.1449	
		5 0.062	0.069	2.8472	
		6 0.032	0.029	3.0368	
		7 0.041	0.038	3.3438	
		8 -0.048	-0.056	3.7729	0.052
		9 -0.025	-0.045	3.8878	0.143
		10 -0.013	-0.021	3.9219	0.270
		11 0.016	0.006	3.9698	0.410
		12 -0.015	-0.009	4.0118	0.548
		13 0.096	0.107	5.7714	0.449
		14 0.083	0.106	7.0983	0.419
		15 0.032	0.040	7.2989	0.505
		16 -0.057	-0.062	7.9285	0.541
		17 0.003	-0.029	7.9307	0.636
		18 0.129	0.101	11.205	0.426
		19 0.062	0.051	11.965	0.449
		20 -0.065	-0.084	12.809	0.463
		21 -0.034	-0.040	13.045	0.523
		22 0.022	0.029	13.144	0.591
		23 0.035	0.041	13.398	0.643
		24 0.055	0.055	14.017	0.666
		25 -0.089	-0.096	15.662	0.616
		26 0.081	0.075	17.044	0.587
		27 -0.074	-0.060	18.181	0.576
		28 0.038	-0.005	18.489	0.618
		29 0.057	0.069	19.174	0.635
		30 0.050	0.063	19.707	0.660
		31 -0.069	-0.085	20.721	0.655
		32 -0.005	-0.045	20.727	0.708
		33 -0.002	-0.022	20.728	0.756
		34 -0.095	-0.075	22.738	0.699
		35 -0.055	-0.055	23.406	0.712
		36 -0.110	-0.149	26.125	0.619

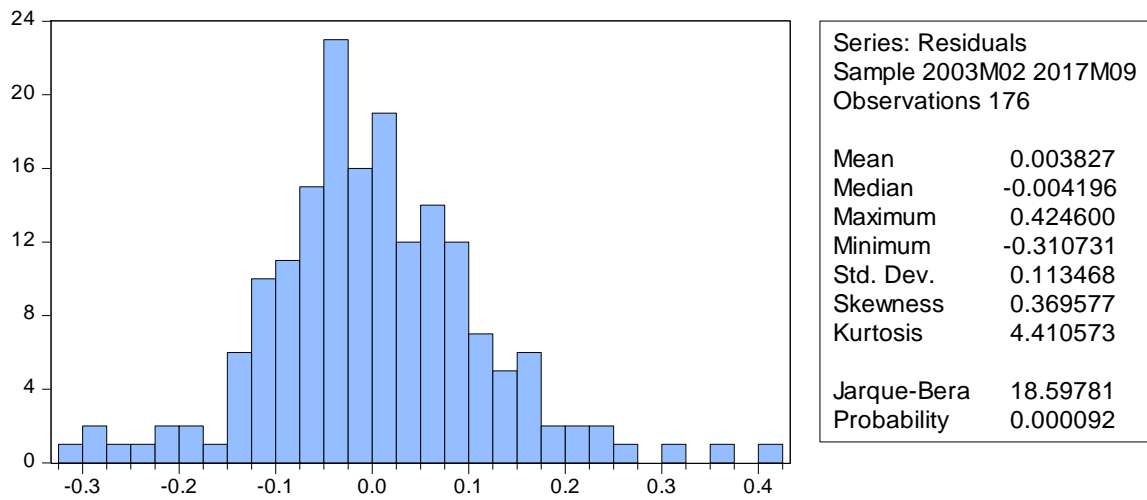
*Probabilities may not be valid for this equation specification.

Fuente: Elaborado por los autores

En la Figura 9, se muestra el correlograma de los residuos del modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ con intervención en 2010m2 analizada por el estadístico Q de Ljung-Box (Ljung & Box, 1978), determina que hay ausencia de autocorrelación en los residuos, es decir el comportamiento se asemeja al de un ruido blanco debido que todos los coeficientes caen dentro de la banda de confianza al 95% de confianza, además todos los p-valores asociados al estadístico de Ljung-Box para cada retardo (p-value) son lo suficientemente grandes como para no rechazar la hipótesis nula que todos los coeficientes son nulos.

Asimismo, de la Tabla 5 se muestra que el modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ con intervención en 2010m2, no presenta problemas de autocorrelación ya que el estadístico de Durbin-Watson (DW) se encuentra alrededor de 2. En consecuencia los residuos del modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ con intervención en 2010m2 se encuentran no correlacionados.

Figura 10 - Prueba de normalidad del modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ con intervención en 2010m2



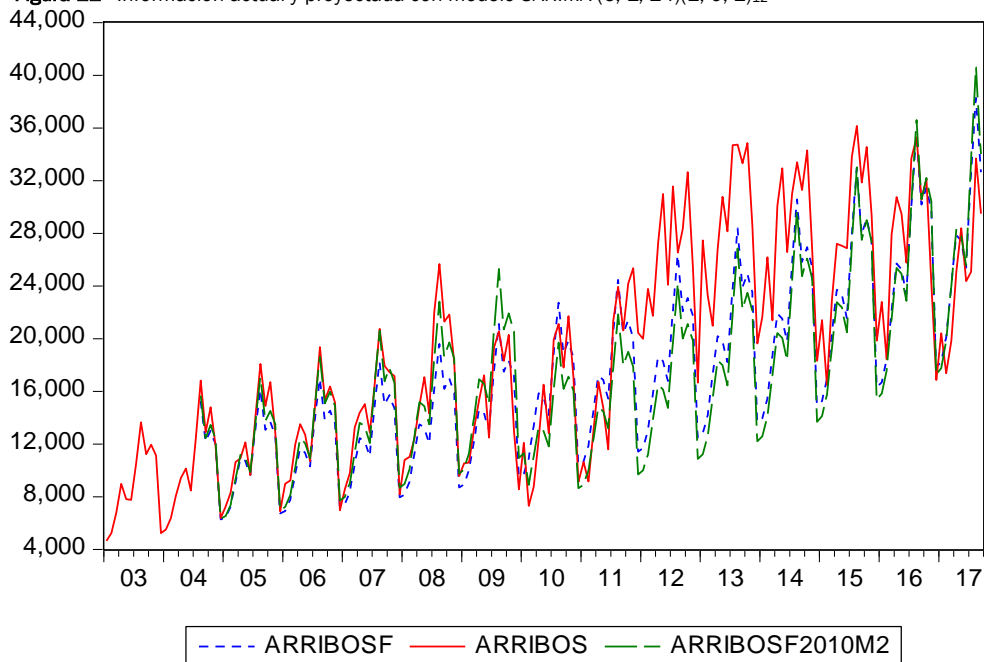
Fuente: Elaborado por los autores

Para verificar si los residuos del modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ con intervención en 2010m2 se comportan como una distribución normal, la Figura 10 muestra el histograma para el estadístico de Jarque-Bera donde su valor de probabilidad es igual a cero, lo que indica el rechazo de la hipótesis de una distribución normal de los errores ya que el valor del estadístico de Jarque-Bera es superior al valor de referencia de tablas (aproximadamente un valor de 6) y la probabilidad es menor a $\alpha = 5\%$. Sin embargo, siguiendo al teorema central del límite, al trabajar con muestras más grandes se garantiza que los residuos se comporten como una función normal (Laurente & Poma, 2016).

4.4 Proyección utilizando el modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ elegido

Después del examen de diagnóstico realizado al modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂, se realiza la proyección de la variable de estudio (Box & Jenkins, 1976). Los resultados se muestran en la Figura 11 donde la variable arribos es la variable original, arribosf es la proyección con el modelo ARIMA seleccionado y la variable arribosf2010m2 es la proyección con el modelo ARIMA seleccionado con intervención en 2010m2.

Figura 11 - Información actual y proyectada con modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂



Fuente: Elaborado por los autores

Finalmente, haciendo uso del modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ se presenta la proyección a dos años de los arribos de turistas internacionales a la región Puno, la misma que es de utilizada para la administración en este sector.

Tabla 6 - Proyección de la demanda de turismo utilizando SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂

Mes año	Sin intervención			Con intervención en 2010m2		
	turistas	inferior	superior	turistas	inferior	superior
Octubre 2017	31,028	23,296	38,761	30,948	23,554	38,341
Noviembre 2017	25,555	18,134	32,977	25,605	18,574	32,635
Diciembre 2017	18,019	12,493	23,546	18,030	12,855	23,205
Enero 2018	22,182	14,814	29,551	22,474	15,336	29,613
Febrero 2018	19,092	12,282	25,902	19,335	12,723	25,947
Marzo 2018	22,366	14,041	30,691	22,769	14,658	30,881
Abril 2018	27,166	16,854	37,478	27,991	17,863	38,119
Mayo 2018	28,743	17,762	39,725	29,705	18,834	40,576
Junio 2018	25,266	15,552	34,980	26,119	16,442	35,797
Julio 2018	29,165	17,650	40,680	30,250	18,781	41,720
Agosto 2018	33,763	20,497	47,029	35,247	21,965	48,530
Setiembre 2018	30,301	18,260	42,342	31,681	19,602	43,760
Octubre 2018	32,451	18,573	46,330	33,946	19,867	48,024
Noviembre 2018	27,017	15,085	38,949	28,312	16,148	40,477
Diciembre 2018	19,434	10,761	28,107	20,306	11,466	29,146
Enero 2019	23,639	12,807	34,472	24,928	13,677	36,179
Febrero 2019	20,893	11,086	30,700	22,054	11,717	32,390
Marzo 2019	25,427	13,291	37,563	27,024	14,097	39,950
Abril 2019	31,291	16,091	46,491	33,590	17,226	49,955
Mayo 2019	33,298	16,869	49,727	35,869	18,115	53,623
Junio 2019	29,591	14,794	44,389	31,856	15,865	47,848
Julio 2019	35,212	17,180	53,244	38,104	18,412	57,797
Agosto 2019	40,583	19,635	61,530	44,167	21,315	67,020
Setiembre 2019	36,424	17,325	55,523	39,630	18,821	60,440

Notas: (*) Bandas construidas con $\pm 2S.E.$ al 5% de significancia

Fuente: Elaborado por los autores

5 CONCLUSIONES

El presente trabajo utiliza modelamiento ARIMA de Box & Jenkins (1976) para el modelamiento y proyección de la demanda de turismo internacional en la región de Puno utilizando información mensual de los años 2003 a 2017. Utilizando el Criterio de Información de Akaike (AIC) y el Criterio de Schwarz (SC) se seleccionó el modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ como el modelo más eficiente para la demanda del turismo internacional en Puno. Por otro lado, se construyó la Media Porcentual del Error Absoluto (MAPE), el porcentaje de medida del resultado (Z) y el coeficiente de correlación normalizado (r) para demostrar la eficiencia de los modelos. El modelo ganador de los cuatro modelos planteados utilizando estos estadísticos es el modelo SARIMA (6, 1, 24)(1, 0, 1)₁₂ con pronóstico “bueno” debido que presenta el menor valor del estadístico MAPE igual a 16.15%. Asimismo, el modelo presenta el mayor valor del porcentaje de medida de resultado (Z) igual a 16.45 y el mayor valor del coeficiente de correlación normalizado $r=0.9836$. Luego este modelo ganador se puede utilizar para la representación de la demanda de turismo internacional en la región de Puno y su proyección.

Finalmente, los resultados de la presente investigación puede ayudar al sector turismo en la región de Puno y en el Perú para una adecuada planificación y administración de este sector muy importante en la economía.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a Dios por la guía y bendición. Asimismo, agradecen a los revisores anónimos que contribuyeron con sus aportaciones para la mejora del trabajo.

REFERENCIAS

- Akaike, H. (1974). A New Look at the Statistical Model Identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6), 716–723. <https://doi.org/10.1109/TAC.1974.1100705>
- Akal, M. (2004). Forecasting Turkey's tourism revenues by ARMAX model. *Tourism Management*, 25(5), 565–580. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2003.08.001>
- Athanasopoulos, G., & Hyndman, R. J. (2008). Modelling and forecasting Australian domestic tourism. *Tourism Management*, 29 (October 2006), 19–31. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2007.04.009>
- Baillie, R. (1996). Long Memory Processes and Fractional Integration in Econometrics. *Journal of Econometrics*, 73(1), 5–59. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(95\)01732-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(95)01732-1)
- Banco Central de Reserva del Perú - BCRP. Gerencia Central de Estudios Económicos (2018). *Producto Bruto Interno por sectores productivos (millones S/ 2007)*. Retrieved March 26, 2019, from <https://estadisticas.bcrp.gob.pe/estadisticas/series/anuales/resultados/PM05000AA/html>
- Banco Central de Reserva del Perú – BCRP. Sucursal Puno. (2018). *Síntesis de Actividad Económica, varios meses*. Retrieved January 20, 2018, from <http://www.bcrp.gob.pe/51-sucursales/sede-regional-puno.html>
- Botti, L.; Peypoch, N.; Randriamboarison, R.; & Solonandrasana, B. (2007). An Econometric Model of Tourism Demand in France. *Tourismos: An International Multidisciplinary Journal of Tourism*, 2(1), 115–126. Retrieved from <http://mpa.ub.uni-muenchen.de/25390/>
- Box, G., & Jenkins, G. M. (1976). *Time Series Analysis: forecasting and control*. Oakland, California.
- CAMARA. (2018). *Cámara de Comercio de Lima - Sector turismo representa 3.3% del PBI y genera 1.1 millones de empleos*. Retrieved from https://www.camaralima.org.pe/repositorioaps/0/0/par/r820_2/informe_economico.pdf
- Cayo, N., & Apaza, A. (2017). Evaluación de la ciudad de Puno como destino turístico - Perú. *Comuni@cción*, 8(2), 116–124. Retrieved from http://www.scielo.org.pe/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2219-71682017000200005
- Chaitip, P., & Chaiboonsri, C. (2015). Forecasting with X-12-ARIMA y ARFIMA: International Tourist Arrivals to India. *Annals of the University of Petroșani, Economics*, 9(3), 147–162. Retrieved from <http://repositorio.ana.gob.pe/handle/ANA/1564>
- Chan, F., Lim, C., & McAleer, M. (2005). Modelling multivariate international tourism demand and volatility. *Tourism Management*, 26(3), 459–471. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2004.02.013>
- Chang, C., Sriboonchitta, S., & Wiboonpongse, A. (2009). Modelling and forecasting tourism from East Asia to Thailand under temporal and spatial aggregation, *Mathematics and Computers in Simulation*, 79, 1730–1744. <https://doi.org/10.1016/j.matcom.2008.09.006>
- Chokethaworn, K., Wiboonpongse, A., Sriboonchitta, S., Sriboonjit, J., Chaiboonsri, C., & Chaitip, P. (2010). International Tourists' Expenditures in Thailand: A Modelling of the ARFIMA-FIGARCH Approach. *The Thailand Econometrics Society*, 10(January), 85–98.
- Chow, G. (1960). Tests of Equality Between Sets of Coefficients in Two Linear Regressions. *Econometrica*, 28(3), 591–605. <https://doi.org/10.2307/1913018>
- Chu, F. L. (2008). A Fractionally Integrated Autoregressive Moving Average Approach to Forecasting Tourism Demand. *Tourism Management*, 29(1), 79–88. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2007.04.003>
- CORREO. (2017). *Turismo y empleo en la región Puno*. Retrieved March 26, 2019, from <https://diariocorreopuero.pe/peru/turismo-en-la-region-puno-genera-90-mil-empl-7289/>
- Coshall, J. T. (2009). Combining volatility and smoothing forecasts of UK demand for international tourism. *Tourism Management*, 30(4), 495–511. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2008.10.010>
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), 427–431. <https://doi.org/10.2307/2286348>

- du Preez, J., & Witt, S. F. (2003). Univariate versus multivariate time series forecasting: An application to international tourism demand. *International Journal of Forecasting*, 19(3), 435–451. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(02\)00057-2](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(02)00057-2)
- Durbin, J., & Watson, G. S. (1950). Testing for Serial Correlation in Least Squares Regression. I. *Biometrika Trust*, 58(1), 409–428. <https://doi.org/10.2307/2332391>
- Durbin, J., & Watson, G. S. (1971). Testing for serial correlation in least squares regression. III. *Biometrika*, 58(1), 1–19. <https://doi.org/10.1093/biomet/58.1.1>
- GESTION. (2017). *Perú: Llegada de turistas por país*. Retrieved March 25, 2019, from <https://gestion.pe/economia/llegaran-4-8-millones-turistas-internacionales-peru-ano-10-2018-258028>
- Granger, C., & Joyeux, R. (1980). An Introduction to Long-Memory Time Series Models and Fractional Differencing. *Journal of Time Series Analysis*, 1(1), 15–29. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1467-9892.1980.tb00297.x>
- Greenidge, K. (2001). Forecasting Tourism Demand An STM Approach. *Annals of Tourism Research*, 28(1), 98–112. [https://doi.org/https://10.1016/S0160-7383\(00\)00010-4](https://doi.org/https://10.1016/S0160-7383(00)00010-4)
- Hosking, J. R. M. (1981). Fractional differencing. *Biometrika*, 68(1), 165–176. <https://doi.org/10.1093/biomet/68.1.165>
- Instituto Nacional de Estadística e Informática - INEI (2018a). *Pobreza por departamentos del Perú*. Retrieved February 4, 2019, from <https://www.inei.gob.pe/estadisticas/indice-tematico/living-conditions-and-poverty/>
- Instituto Nacional de Estadística e Informática - INEI. (2018b). *Peru, PBI por departamentos según actividades económicas*. Retrieved March 26, 2019, from <https://www.inei.gob.pe/estadisticas/indice-tematico/pbi-de-los-departamentos-segun-actividades-economicas-9110/>
- INRENA. (1995) *Evaluacion de la contaminacion del lago titicaca*. Retrieved from <http://repositorio.ana.gob.pe/handle/ANA/1564>
- Jarque, C., & Bera, A. (1980). Efficient tests for normality, homoscedasticity and serial independence of regression residuals. *Economics Letters*, 6(4), 255–259. [https://doi.org/10.1016/0165-1765\(81\)90035-5](https://doi.org/10.1016/0165-1765(81)90035-5)
- Jarque, C., & Bera, A. (1981). Efficient tests for normality, homoscedasticity and serial independence of regression residuals Monte Carlo Evidence. *Journal of the American Statistical Association*, 7, 313–318. [https://doi.org/doi:10.1016/0165-1765\(81\)90035-5](https://doi.org/doi:10.1016/0165-1765(81)90035-5)
- Jarque, C., & Bera, A. (1987). A test for Normality of observations and Regression Residuals. *International Statistical Review*, 55(2), 163–172. <https://doi.org/10.2307/1403192>
- Kwiatkowski, D.; Phillips, P.; Schmidt, P.; & Shin, Y. (1992). Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root. *Journal of Econometrics*, 54(1–3), 159–178. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(92\)90104-Y](https://doi.org/10.1016/0304-4076(92)90104-Y)
- Laurente, L. & Poma, R. (2016). *Introducción a la teoría de las probabilidades* (Primera Ed). Puno, Perú.
- Law, R., & Au, N. (1999). A neural network model to forecast Japanese demand for travel to Hong Kong. *Tourism Management*, 20(1), 89–97. [https://doi.org/10.1016/S0261-5177\(98\)00094-6](https://doi.org/10.1016/S0261-5177(98)00094-6)
- Lee, C. K.; Song, H. J.; & Mjelde, J. W. (2008). The forecasting of International Expo tourism using quantitative and qualitative techniques. *Tourism Management*, 29(6), 1084–1098. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2008.02.007>
- Lewis, C. D. (1982). *Industrial and business forecasting methods*. London: Butterworths. Retrieved from <http://interstat.statjournals.net/YEAR/2008/articles/0810005.pdf>
- Lim, C., & McAleer, M. (1999). A seasonal analysis of Malaysian tourist arrivals to Australia. *Mathematics and Computers in Simulation*, 48(4), 573–583. [https://doi.org/https://10.1016/S0378-4754\(99\)00038-5](https://doi.org/https://10.1016/S0378-4754(99)00038-5)
- Ljung, G., & Box, G. (1978). Biometrika Trust On a Measure of Lack of Fit in Time Series Models. *Biometrika*, 65(2), 297–303. <https://doi.org/https://doi.org/10.1093/biomet/65.2.297>
- Loganathan, N., & Ibrahim, Y. (2010). Forecasting International Tourism Demand in Malaysia Using Box Jenkins Sarima Application. *South Asian Journal of Tourism and Heritage*, 3(2), 50–60.
- Mackinnon, J. (1996). Numerical Distribution Functions for Unit Root and Cointegration Tests. *Journal of Applied Econometrics*, 11(6), 601–618. [https://doi.org/https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-1255\(199611\)11:6<601::AID-JAE417>3.0.CO;2-T](https://doi.org/https://doi.org/10.1002/(SICI)1099-1255(199611)11:6<601::AID-JAE417>3.0.CO;2-T)

- Mamani, L. (2016). *Impacto socioeconómico del turismo rural comunitario de Karina-Chucuito*. Universidad Nacional del Altiplano. Retrieved from <http://repositorio.unap.edu.pe/bitstream/handle/UNAP/1802/Articulo.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- MINCETUR. (2017a). *Perú: Arribo de visitantes extranjeros a establecimientos de hospedaje, según región*. Serie estadística 2003-2017. Retrieved January 17, 2018, from <http://datosturismo.mincetur.gob.pe/appdatosTurismo/Content3.html>
- MINCETUR. (2017b). *Perú: Llegada de turistas internacionales según país de residencia permanente*. Retrieved March 25, 2019, from <http://datosturismo.mincetur.gob.pe/appdatosTurismo/Content1.html>
- MiViaje. (2018). *Descubre las islas de los uros en el lago Titicacaca - Panel fotográfico*. Retrieved March 25, 2019, from <https://miviaje.com/las-islas-de-los-uros-lago-titicaca/>
- Nanthakumar, L., Subramaniam, T., & Kogid, M. (2012). Is "Malaysia Truly Asia"? Forecasting tourism demand from ASEAN using SARIMA approach. *Tourismos*, 7(1), 367–381. Retrieved from http://www.chios.aegean.gr/tourism/VOLUME_7_No1_art20.pdf
- Organización Mundial del Turismo - OMT. (2017). *Panorama OMT del turismo internacional*. Retrieved from <http://www.e-unwto.org/doi/book/10.18111/9789284419043>
- Peiris, H. (2016). A Seasonal ARIMA Model of Tourism Forecasting: The Case of Sri Lanka. *Journal of Tourism, Hospitality and Sports*, 22, 98–109. Retrieved from <https://www.iiste.org/Journals/index.php/JTHS/article/view/33831>
- Peiris, M. S., & Perera, B. J. C. (1988). On Prediction with Fractionally Differenced Arima Models. *Journal of Time Series Analysis*, 9(3), 215–220. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9892.1988.tb00465.x>
- Phillips, P. C., & Perron, P. (1988). Testing for a unit root in time series regression. *Biometrika*, 75(2), 335–346. <https://doi.org/10.1093/biomet/75.2.335>
- Psillakis, Z., Alkiviadis, P., & Kanellopoulos, D. (2009). Low cost inferential forecasting and tourism demand in accommodation industry. *Tourismos: An International Multidisciplinary Journal of Tourism*, 4(2), 47–68.
- PUNO. (2017). *Principales recursos turísticos em Puno*. Retrieved from <http://www.bcrp.gob.pe/docs/Sucursales/Puno/Puno-Atractivos.pdf>
- Ray, B. K. (1993). Modeling Long Memory Processes for Optimal Long Range Prediction. *Journal of Time Series Analysis*, 14(5), 511–525. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9892.1993.tb00161.x>
- Reisen, V. (1994). Estimation of the fractional difference parameter in the ARIMA (p,d,q) model using the smoothed periodogram. *Journal of Time Series Analysis*, 15(3), 335–350. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1467-9892.1994.tb00198.x>
- Schwarz, G. (1978). Estimating the Dimension of a Model. *The Annals of Statistics*, 6(2), 461–464. <https://doi.org/10.1214/aos/1176344136>
- Shareef, R., & McAleer, M. (2005). Modelling International Tourism Demand and Volatility in Small Island Tourism Economies. *International Journal of Tourism Research*, 7(6), 313–333. <https://doi.org/10.1002/jtr.538>
- Shitan, M. (2008). *Time series modelling of tourist arrivals to Malaysia*. Department of Mathematics, Faculty of Science, and Applied & Computational Statistics Laboratory, Institute for Mathematical Research, Universiti Putra Malaysia. Retrieved from <http://interstat.statjournals.net/YEAR/2008/articles/0810005.pdf>
- Zhou, T., Bonham, C., & Gangnes, B. (2007). *Modeling the supply and demand for tourism: a fully identified VECM approach*. Department of Economics and University of Hawaii Economic Reserch Organization. University of Hawaii at Manoa. Working Paper No. 07-17, July 20, 2007. <https://doi.org/10.1001/archinte.165.8.854>

Informaciones de los autores

Luis Francisco Laurente Blanco

Ingeniero Economista por la Universidad Nacional del Altiplano con Maestría en Informática por la misma universidad, con estudio de posgrado en matemáticas y estadística en la USP e IMPA del Brasil, su área de interés es la economía matemática. Actualmente realiza investigaciones en el Grupo Fibonacci de Ciencias Económicas (GRFICE) con varios libros y artículos publicados.

Contribuyó en el artículo en: revisión de la literatura, búsqueda de información, análisis de datos y discusión.

E-mail: flaurentebianco@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8531-3959>

Ronald Wilson Machaca Hanco

Ingeniero Economista por la Universidad Nacional del Altiplano es Coordinador de Nivelación Escolar Voluntades en el Centro de Atención Residencial Sagrado Corazón de Jesús.

Contribuyó en el artículo en: revisión de la literatura, conclusiones y discusión.

E-mail: karegarou@gmail.com@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4035-5581>