

Estimación de escenarios de llegadas de visitantes a Pachuca principal destino del Estado de Hidalgo, México

Estimation of visitor arrival scenarios to Pachuca the main destination of Hidalgo, Mexico

Karla G. Romero Hernández ^a, Abraham. Briones Juárez ^b, Judith A. Velázquez Castro ^c,
Angélica Ruth Terrazas Juárez ^d

Abstract:

Tourism in Mexico is one of the most relevant aspects that diversify and enhance the national and regional economy. Therefore, there is a growing interest in managing information on tourist destinations that results from the COVID-19 pandemic. In this work, we identified the parameters of the largest destination in the state of Hidalgo and proposed scenarios for forecasting the arrival of visitors. The results show the best ARMA combination (8,0,8) with their respective optimization parameters, suggesting that the most likely data will range around 30,000 visitors per month with a lower limit of 10,000 and an upper limit of 50,000. We conclude that the ARMA model constitutes an appropriate analysis tool to estimate data forecasts for the evolutionary procedure of the analyzed destination.

Keywords:

Tourism, auto-regression, moving averages, scenarios

Resumen:

El turismo en México es uno de los aspectos más relevantes que diversifican y potencian la economía nacional y regional. Por tanto, existe un interés creciente en gestionar la información sobre los destinos turísticos resultante de la pandemia de COVID-19. En este trabajo identificamos los parámetros del destino más importante del estado de Hidalgo y proponemos escenarios para pronosticar la llegada de visitantes. Los resultados muestran la mejor combinación ARMA (8,0,8) con sus respectivos parámetros de optimización, lo que sugiere que los datos más probables oscilarán alrededor de 30.000 visitantes por mes con un límite inferior de 10.000 y un límite superior de 50.000. Concluimos que el modelo ARMA constituye una herramienta de análisis adecuada para estimar pronósticos de datos para el procedimiento evolutivo del destino analizado.

Palabras Clave:

Turismo, auto-regresión, medias móviles, escenarios

Introducción

El turismo se ha convertido en uno de los sectores más dinámicos y versátiles de la actualidad (Benavides-Vindas, 2020), su importancia radica en contribuir a

mejora las condiciones sociales en diversos países a través de impactos directo e indirecto en distintas ramas de la economía. Estos incrementos de prosperidad provienen de los flujos de visita registrados. Consecuentemente, el turismo a nivel regional resulta de

^a Autor de Correspondencia, Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo | ICEA | Hidalgo | México, <https://orcid.org/0009-0006-4415-5735>, Email: ro345172@uaeh.edu.mx

^{b,c,d} Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo | ICEA | Hidalgo | México, <https://orcid.org/0000-0002-3124-8741>, Email: abraham_briones6894@uaeh.edu.mx; <https://orcid.org/0000-0001-7138-9293>, Email: judith_velazquezl@uaeh.edu.mx; <https://orcid.org/0000-0001-6822-528X>, Email: tjuarez@uaeh.edu.mx

gran conveniencia (Xuanming et al., 2023) ya que sirve de amparo a la conservación cultural y a la preservación de los atractivos turísticos (Meza, 2016). Estos aspectos, en conjunto son especialmente relevantes para economías en desarrollo o en plena expansión como México, en la que se busca integrar al sector como una pieza clave para impulsar el desarrollo equilibrado a través de la mejora en la competitividad de los bienes y servicios (SECTUR, 2023a).

De acuerdo con el Barómetro de la Organización Mundial del Turismo, el país se posicionó en el sexto lugar en el ranking de Turismo Internacional en el año 2022, por el número de visitantes internacionales con 38.3 millones de turistas (SECTUR, 2023b). Esta honorable posición es gracias a la versatilidad de productos turísticos ofrecidos en el mercado, los cuales abarcan destinos tradicionales con flujos masivos, ciudades de corte colonial con turistas que gustan de los atractivos culturales y ecoturismo con segmentos que prefieren mantener una fuerte relación con actividades de naturaleza (Benseny, 2007).

Cabe señalar que los desplazamientos turísticos se han fortalecido a partir del año 2023, debido a que se registra un ascenso en la llegada de turistas en todas las regiones, lo que se ilustra con el hecho de que en América, se ha recuperado el 90% de las llegadas de turistas comparado con los índices registrados durante la pandemia (UNWTO, 2023). Lo anterior, enfatiza la importancia de analizar los registros por llegadas en distintos destinos, especialmente después de los efectos registrados por el covid-19.

Debido a la relevancia de ejecutar programas que incluyan la consolidación de destinos en el territorio nacional, la Secretaría de Turismo implementó el programa Pueblos Mágicos de México, con la intención de revalorar atractivos enclavados en comunidades locales (SECTUR, 2020). El proyecto principal denominado Pueblos Mágicos de México (Rodríguez et al., 2017) fundado en el año 2001, se basa en el propósito central de generar una oferta turística a partir de los elementos naturales, los rasgos culturales y trascendencia histórica (Pérez-Ramírez & Antolín-Espinosa, 2016) de sitios asentados en localidades con potencial y vocación turística.

El estado de Hidalgo constituye un ejemplo palpable del aprovechamiento del esquema de desarrollo turístico ya que actualmente posee los pueblos mágicos de Huasca de Ocampo, Huichapan, Real del Monte, Mineral del Chico, Tecozautla, Zempoala y Zimapán (SECTUR, 2020), además de gozar de otros sitios importantes visitados por sus atractivos y por su cercanía con los pueblos mágicos como Pachuca de Soto y Tula de Allende. Estos sitios, denotan una serie de datos por llegadas de turistas que puede variar de acuerdo con las

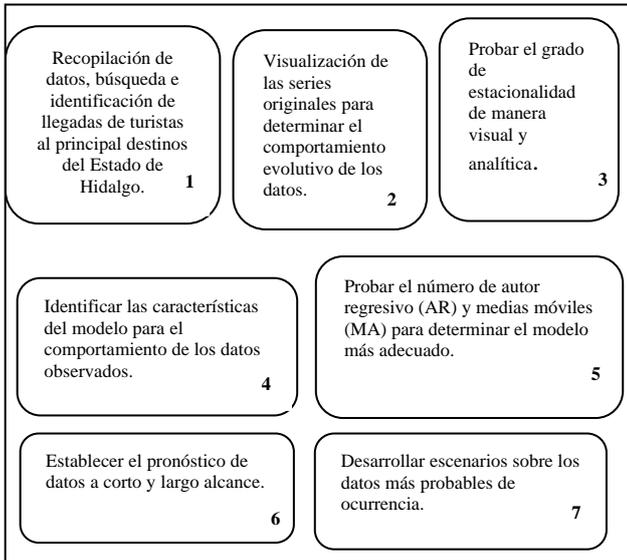
condiciones del mercado, aspectos climáticos y sus efectos territoriales (Olcina-Cantos, 2012) temas sociales y económicos o asuntos de sanidad como la reciente pandemia, la cual causo limitaciones en los flujos debido al cierre prolongado de servicios a nivel global, aunado a las cuestiones políticas o de seguridad que influyen en el número de arribos tanto nacionales como extranjeros (Cerón-Monroy & Silva-Urrutia, 2017). Por lo anterior expuesto, en este artículo se desarrolla un análisis de base de datos para identificar los patrones de comportamiento y las oscilaciones de las llegadas por turistas al principal emplazamiento turísticos del estado de Hidalgo. Para ello, se identifican y optimizan los parámetros a través de un modelo ARMA para desarrollar previsiones futuras que puedan mostrar el rumbo del destino y el pronóstico de llegadas.

Implementación de análisis de seres de tiempo en destinos turísticos

Una base de datos contiene información sobre el proceder general de una población (Planas et al., 2004), y se compone de registros temporales consecutivos que conforman un sistema de datos relacionados (Ibáñez, 2015). Por su gran diversidad, las series temporales se han utilizado para analizar datos en distintos campos (Box et al., 2015) como en la economía (Liu-Sun et al., 2023), en estudios de mercado (Vukovic et al., 2023), en el comercio (Xian et al., 2023) y en general resultan ser muy útiles para desglosar la actuación de cantidades con componente social adherido. En los servicios especializados como el turismo, resultan de gran utilidad analizar cifras, ya que constituye como un instrumento cardinal de la observación (Conde-Gaxiola, 2013). Algunos ejemplos del uso de series temporales en el sector turístico lo componen los trabajos de Dogan & Zhang (2023), quienes aplicaron un modelo no paramétrico con coeficientes transversales y variables en el tiempo, el cual les permitió observar la conexión entre la llegada de turistas y el crecimiento económico. Por su parte, Bi et al., (2021) mejoraron la exactitud de previsión de la demanda turística, al presentar un modelo que se basa en el aprendizaje profundo por medio de imágenes de series temporales. En este mismo orden de ideas, Dong, et al., (2023), ilustraron un modelo que se basa en la atención guiada por mecanismos desarrollados; con ello, indagaron sobre los aspectos de relación lineal y no lineal de la serie, al igual que Claveria & Torra (2014), los cuales utilizaron modelación neuronal para identificar el rendimiento de pronóstico bajo la misma perspectiva. De igual manera, Dong, et al., (2023) desarrollaron un modelo de mejora con características espacio-temporales, elaborado para conservar la integridad de los datos de entrada.

Metodología

A continuación se presenta un diagrama que describe las fases metodológicas del artículo.



Desarrollo

En 1970 George E. P. Box y Gwilym Jenkins comenzaron a proponer métodos para la modelación de series de tiempo, los cuales tienen la capacidad para tratar con cualquier muestra de datos y desarrollar pronósticos precisos a partir de descripción histórica de los registros. Específicamente, se resaltan los modelos Autorregresivos (AR), de Medidas Móviles (MA), e Integrados (I) o las combinaciones de los anteriores (ARMA y ARIMA). Estos modelos intentan demostrar el comportamiento de una serie temporal. En el contexto del turismo esta herramienta ha mostrado gran capacidad para caracterizar la demanda turística en Perú (Tudela-Mamani et al., 2022), en Taiwán (Chang & Liao, 2010) y en Macedonia (Petrevska, 2017).

Recopilación y acomodo de datos

Los lugares con mayor número de visitantes en el Estado de Hidalgo, se presentan en la tabla siguiente:

Tabla 1. Principales destinos del Estado de Hidalgo.

Destino	Intervalo de datos	Número de observaciones
Pachuca	De enero del 2000 a diciembre del 2022	276
Huasca	De enero del 2013 a diciembre del 2022	120
Huichapan	De enero del 2013 a diciembre del 2022	120
Tula de Allende	De enero del 2015 a diciembre del 2022	96

Real del Monte	De enero del 2015 a diciembre del 2022	96
Tecoautla	De enero del 2022 a diciembre del 2022	12
Zempoala	De enero del 2022 a diciembre del 2022	12

Fuente: elaboración propia a partir de DATATUR (2000-2022).

Se puede apreciar que el principal destino del Estado es su capital; es decir la Ciudad de Pachuca, la cual cuenta con un número de observaciones adecuado para desarrollar el análisis propuesto. Lo anterior, es relevante ya que de acuerdo con Box y Jenkins (1976), se requiere contar, por lo menos con un mínimo de 50 observaciones para desplegar un análisis correcto.

Para este caso, básicamente los datos de partida son probabilísticos, por lo que se consideran como un proceso estocástico en el que se emplea la dependencia entre las observaciones (García et al., 2022). Así, los valores aleatorios se manifiestan a través del tiempo t con intervalos mensuales y se relacionan mediante la probabilidad de ocurrencia por medio de una estructura secuencial con $t - 1$ como el dato inmediato anterior.

Para ilustrar el comportamiento mensual de los registros de llegadas, en el destino primordial del Estado de Hidalgo se presenta la siguiente gráfica.

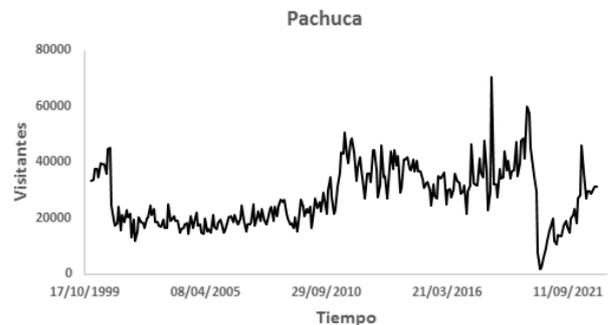


Figura 2. Llegadas de visitantes a Pachuca Hidalgo.

A causa de que el análisis de datos de series temporales conlleva dos fases esenciales la conceptual y la lógica (Beynon-Davies, 2018); en la primera, se analizan cualitativamente los registros. Por tanto, al visualizar la gráfica se denota un comportamiento oscilatorio característico del turismo que se presenta por temporalidades, con incrementos en los periodos de asueto, temporada invernal y decrementos para el resto del año. De la misma forma, se identifican un decremento en la llegada de visitantes que deriva de la emergencia sanitaria en el periodo del 2019 a 2020 y una recuperación que abarca los años del 2021 y 2022.

Por otro lado, si se define una partición en la variable independiente de tamaño $x - \sigma, x + \sigma$ se vera que existen distintas medias sobre las cuales oscilan las fluctuaciones. Por lo anterior, uno de las primeras fases del modelo de

series de tiempo implica la búsqueda de estacionalidad alrededor de una media, lo que se describe en el apartado siguiente.

Procesamiento de datos

Puesto que la serie original presenta tendencias a la alza o a la baja se realiza un análisis numérico a través del programa estadístico Stata 13.0 y se genera el siguiente diagrama de flujo, el cual es compatible con la metodología planteada.

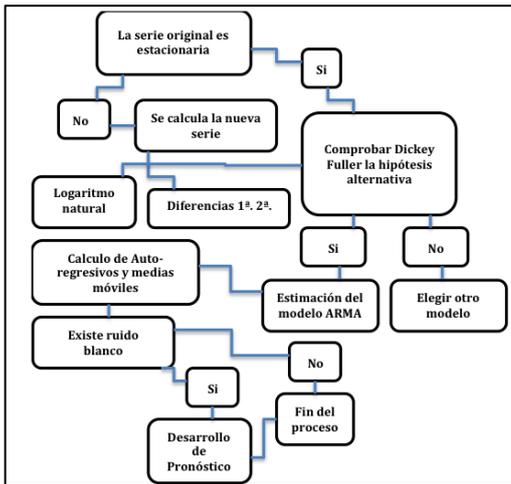


Figura 3. Diagrama de flujo del programa Stata.

Estacionalidad de los datos

Primero se calcula la serie logarítmica, la primera diferencia y la segunda diferencia consecutivamente para evaluar sus potencialidades estacionarias (I). Para ello, se evalúa los tres casos de manera visual y con la prueba estadística, resultando la serie logarítmica como la mejor alternativa para este caso de acuerdo con la siguiente figura.

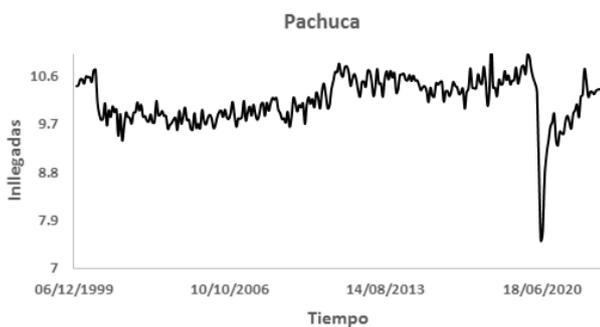


Figura 4. Datos logatimos de llegas a Pachuca.

Procedimiento para determinar la estacionalidad de la serie.

A consecuencia de que existe un notable cambio en la varianza alrededor del dato 250, se realiza la prueba de

Dickey-Fuller, la cual implica que la medida de degradación mantiene dependencia con el valor anterior (Jalil & Rao, 2019), esta verificación, sirve para probar el componente estacionario, ya que en datos históricos es relevante conocer las variaciones estacionales (Contreras-Juárez et al., 2016). Para ello, se plantean las siguientes hipótesis:

Ho: la serie no es estacionaria mantiene raíz unitaria.

Ha: la serie muestra proceso estacionario.

Cuyos resultados se muestran en la tabla 2.

Tabla 2. Prueba Dickey-Fuller de Pachuca Hidalgo.

Prueba estadística	Valor crítico 1%	Valor crítico 5%	Valor crítico 10%
Z(t)	-4.780	-3.458	-2.570
Z(t) = 0.0001			

En la tabla 2, se verifica que la prueba estadística se encuentra fuera del intervalo del valor crítico del 5%; es decir, en la región de rechazo de la hipótesis nula. Por tanto, se acepta la hipótesis alterna. Lo que comprueba la existencia de estacionalidad en los datos de la llegada de visitantes a la ciudad de Pachuca. Una vez, comprobado lo anterior, se procede a identificar y probar los modelos.

Identificación de modelos

La generación de modelos ARMA implica determinar el número y tipo de parámetros para generar aproximaciones pertinentes, de acuerdo con Córdova-Sotomayor, & Santa María-Carlos (2021), este proceso incluye reconocer las ordenes (pdq), en este caso ya se conoce (d=0), ya que no fue necesario utilizar diferencias.

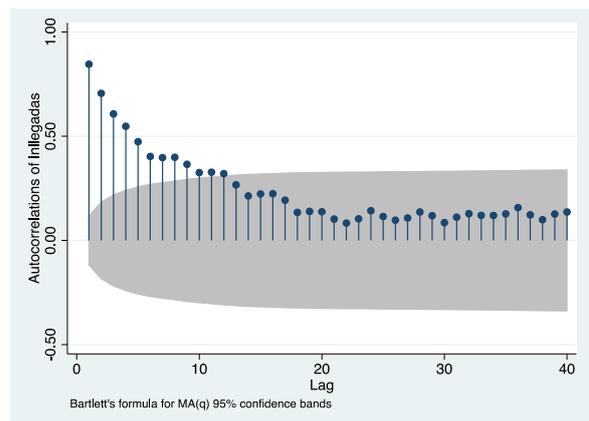


Figura 5. Correlogramas de Autocorrelación de los datos de Pachuca.

No obstante, falta estimar (pq), en donde p, es el orden auto regresivo y q, el orden de medias móviles. Para ello, se desarrollan los correlograma de autocorrelación en el que se establece un umbral constituido por límites de confianza superiores e inferiores.

Se observan múltiples rezagos en la figura 5, fuera del intervalo de límites de confianza.

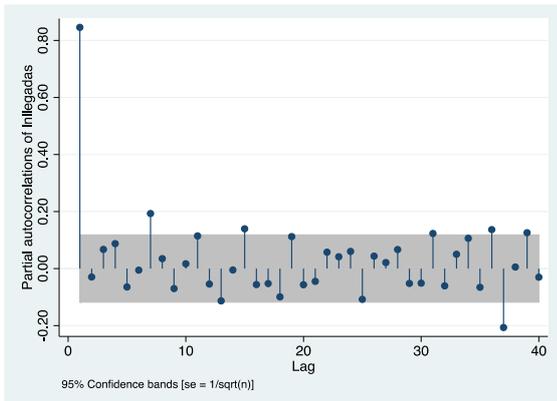


Figura 6. Correlogramas de Autocorrelación parcial de los datos de Pachuca.

Por lo que se debe realizar distintas pruebas para encontrar el número de medias móviles (MV) pertinentes para este caso. Algo similar ocurre con la correlación parcial al identificar el número de autorregresivos (AR), de acuerdo con la figura 6.

Ajuste del modelo

El modelo ARMA (autoregressive moving average model) a optimizar es un modelo que realiza combinaciones de parámetros (AR) y (MV), Por lo que se deriva como ARMA (pq)

Donde:

p es el orden autor-regresivo

q es el orden de medias móviles

α parámetro autor-regresivo

θ parámetro de medias móviles

c = constante

\bar{e} = término de error

Así

$$y_t = c + \bar{e}_t + \sum_{i=1}^p \alpha y_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta y \bar{e}_{t-i}$$

con α y θ como parámetros optimizados.

Para elegir un modelo que supere el reconocimiento de múltiples rezagos significativos, se realizan distintas pruebas para el destino de Pachuca tomando como base las siguientes hipótesis:

Ho: $r > 0.05$ hay ruido blanco.

Ha: $r < 0.05$ hipótesis no hay ruido blanco.

En este análisis se busca comprobar la hipótesis nula, toda vez que ésta, especifica que se tienen una media cero y la varianza se manifiesta de manera constante.

Los resultados preliminares se desarrollan en la tabla 3.

Tabla 3. Prueba de modelos ARIMA .

Modelo	(1,0,1)	(1,0,2)	(1,0,3)
Pachuca	(Q) statistic =	(Q) statistic =	(Q) statistic =
pruebas de	130.8742	106.3445	103.7634
ruido blanco	r = 0.0000	r = 0.0000	r = 0.0000
Conclusión	No hay ruido blanco se rechaza la hipótesis nula	No hay ruido blanco se rechaza la hipótesis nula	No hay ruido blanco se rechaza la hipótesis nula

Finalmente, se llega a un resultado conveniente con los modelos (805), (807) y (808). Por tanto, fue necesario desarrollar la prueba de Akaike para identificar el resultado con mayor conveniencia, para este caso se reconoce el modelo (808) como la mejor alternativa posible.

Tabla 4. Criterio de Akaike

Modelo	Obs	ll(null)	ll(model)	df	AIC	BIC
.	276		-2766.241	20	5572.482	5644.89

A continuación se presenta el cálculo de la Prueba Dickey-Fuller para esta identificación:

Tabla 5. Prueba Dickey-Fuller para el modelo ARMA (808).

Para corroborar el resultado anterior, se gráfica el periodograma de ruido blanco del modelo identificado.

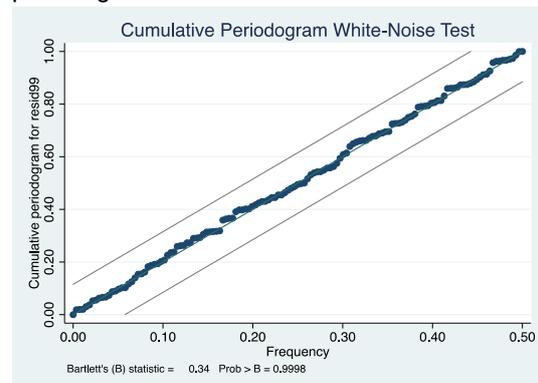


Figure 7. Periodograma del modelo (8,0,8)

Con la certeza validada del modelo se presenta a continuación los parámetros optimizados del mismo.

Tabla 6. Parámetros del modelo llegadas a Pachuca, Hidalgo.

(AR)	Valor	(MA)	Valor
α_1	0.9197365	θ_1	-0.2922531
α_2	-0.046472	θ_2	-0.0341258
α_3	-0.8910472	θ_3	0.9906712
α_4	1.37679	θ_4	-0.7323102
α_5	-0.7187571	θ_5	0.3553001

α_6	-0.196807	θ_6	0.3587127
α_7	1.062171	θ_7	0.7707154
α_8	-0.6007638	θ_8	0.0683249

Predicciones de llegadas a Pachuca

Con el modelo apropiado se procedió a calcular los datos de pronóstico para los siguientes 24 meses, es decir la predicción de corto alcance, lo que se presenta a continuación:

Tabla 7. Datos de pronóstico.

Fecha	Dato	Fecha	Dato
30/01/2023	28191.57	31/01/2024	26922.18
28/02/2023	26576.84	29/02/2024	27184.59
31/03/2023	34337.88	31/03/2024	29165.03
29/04/2023	31884.25	30/04/2024	30852.18
31/05/2023	30621.65	31/05/2024	26127.45
30/06/2023	27302.46	30/06/2024	29203.2
31/07/2023	31958.9	31/07/2024	30469.36
31/08/2023	28826.63	31/08/2024	31588.41
30/09/2023	27141.7	30/09/2024	25037.8
31/10/2023	27622.63	31/10/2024	27077.23
30/11/2023	32710.68	30/11/2024	29324.89
31/12/2023	31996.2	31/12/2024	31127.55

Finalmente, se grafica la serie completa junto con el modelado de datos para observar el ajuste en las fluctuaciones de la serie original y la similitud para modelar este comportamiento.

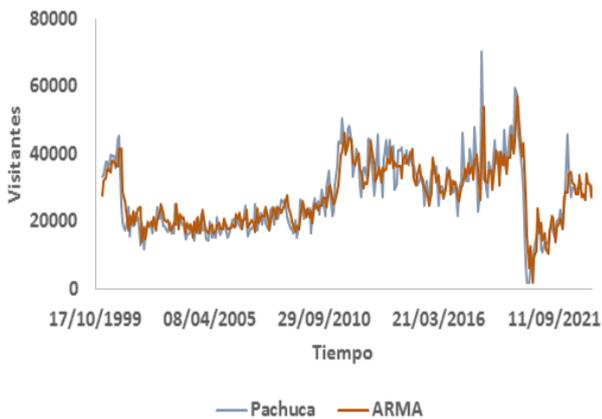


Figura 8. Comparación de los datos con el modelo propuesto.

Estimación de escenarios de largo alcance

Para esta parte, se estima el pronóstico de largo alcance calculando el escenario de datos del 2014 al 2030, es decir 192 registros mensuales, lo cual se puede observar en el siguiente gráfico.

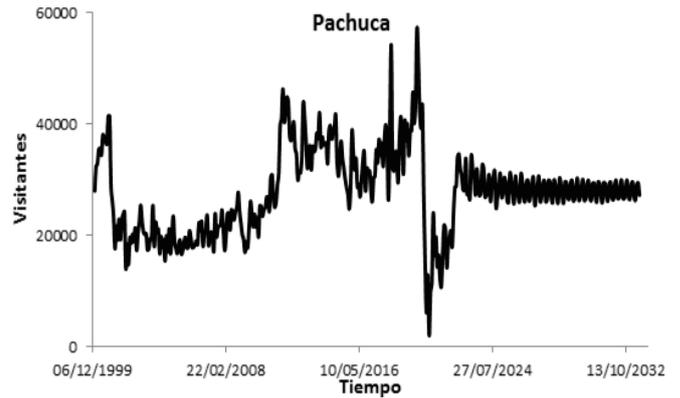


Figura 9. Pronóstico de largo alcance

Este comportamiento, derivado del modelo seleccionado muestra una oscilación alrededor de 27,750 visitantes. Sin embargo, dado que la constante del modelo es significativa de acuerdo con la siguiente tabla.

Tabla 8. Resultados de la constante del modelo.

Constante	Coef	OPG Std. Err.	z	P> z	95% Conf.	Intervalo J
	28002	4117.713	6.8	0.000	19932.4	36073.53

Se establecen escenarios probables a partir del pronóstico como el valor medio y el promedio del coeficiente de la constante para estimar los valores mínimos y máximos calculados de la siguiente forma:

$$E_{vmax} = dti + C/2$$

$$E_{min} = dti - C/2$$

Donde

E_v = escenario máximo o mínimo

dti = cada una de las observaciones del pronóstico

$C/2$ = Constante/2

Con lo anterior se obtienen los siguiente rangos de valores.

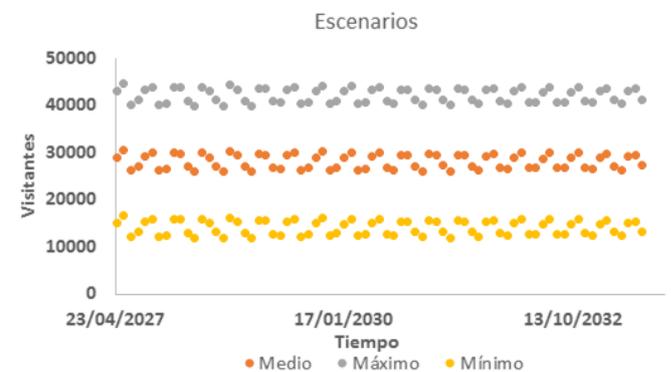


Figura 10. Escenarios más probables para el pronóstico de pachuca.

Conclusiones

El modelo ARMA ha sido de gran ayuda para determinar comportamientos de datos en turismo ya que constituyen fenómenos con cierto grado de complejidad dado que son la representación de las relaciones que existen entre los actores, el mercado, el gobierno y las organizaciones y empresas turísticas. En este trabajo se muestra el mejor modelo posible para el destino de Pachuca México, el cual se logró a partir de las pruebas de estacionalidad, correlación y correlación parcial que dotaron de información para entablar modelos adecuados para el comportamiento observado de esta serie. Los hallazgos muestran que el mejor modelo (8,0,8) se ajusta de manera adecuada a los datos históricos de la serie. Sin embargo, las predicciones a largo alcance muestran una estacionalidad alrededor del valor medio con fluctuaciones positivas y negativas. Estos cambios, se utilizan para generar los escenarios más probables de la serie en el futuro. Finalmente se señala que las ventajas de obtener esta información ayuda a los prestadores de servicios al gobierno y a los involucrados a disponer de información precisa a partir de un análisis rigurosos de la serie examinada.

Referencias

- Benavides-Vindas, S. (2020). El aporte del turismo a la economía costarricense: más de una década después. *Economía y Sociedad*, 25(57), 1-29. <https://doi.org/10.15359/ays.25-57.1>
- Benseny, M. G. (2007). El turismo en México. apreciaciones sobre el turismo en espacio litoral. *Aportes y Transferencias*, 11 (2) 13-34.
- Beynon-Davies, P. (2018). *Sistemas de bases de datos*. Editorial Reverte.
- Bi, J.-W., Li, H., & Fan, Z.-P. (2021). Tourism demand forecasting with time series imaging: A deep learning model. *Annals of Tourism Research*, 90 (3) 1-21. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2021.103255>
- Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1976). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Editorial, Holden-Day.
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Editorial, John Wiley & Sons.
- Cerón-Monroy, H., & Silva-Urrutia (2017). La relación entre un proxy de la dinámica de la inseguridad pública y el turismo internacional a México: un análisis econométrico. *El periplo sustentable*, 33, 105-131.
- Chang, Y.-W., & Liao, M.-Y. (2010). A Seasonal ARIMA Model of Tourism Forecasting: The Case of Taiwan. *Asia Pacific Journal of Tourism Research*, 15(2), 215-221. <https://doi.org/10.1080/10941661003630001>
- Claveria, O., & Torra, S. (2014). Forecasting tourism demand to Catalonia: Neural networks vs. time series models. *Economic Modelling*, 36, 220-228. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2013.09.024>
- Conde-Gaxiola, N. (2013). Análisis de la llegada de turistas internacionales a México. *Investigación administrativa*, 42(111), 20-34.
- Contreras-Juárez, A., Atziry-Zuñiga, C., Martínez-Flores, J. L., & Sánchez-Partida, D. (2016). Análisis de series de tiempo en el pronóstico de la demanda de almacenamiento de productos perecederos. *Estudios Gerenciales*, 32(141), 387-396. <https://doi.org/10.1016/j.estger.2016.11.002>
- DATATUR (2000-2022) Información estadística por entidad federativa, compendio estadístico del turismo. Recuperado de https://datatur.sectur.gob.mx/ITxEF/ITxEF_HGO.aspx. Consultado el 04 de febrero de 2024.
- Dogan, E., & Zhang, X. (2023). A nonparametric panel data model for examining the contribution of tourism to economic growth. *Economic Modelling*, 128, 106487. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2023.106487>
- Dong, Y., Xiao, L., Wang, J., & Wang, J. (2023). A time series attention mechanism based model for tourism demand forecasting. *Information Sciences*, 628, 269-290. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2023.01.095>
- Dong, Y., Zhou, B., Yang, G., Hou, F., Hu, Z., & Ma, S. (2023). A novel model for tourism demand forecasting with spatial-temporal feature enhancement and image-driven method. *Neurocomputing*, 556, 126663. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2023.126663>
- García, Á. R. S., Peñate, M. U., Herrera, R. A., Gómez, Á. A. H., Estrella, G. M. E., & Peñate, A. V. (2022). Modelación econométrica y estocástica en los pronósticos de ventas de jengibre en Ecuador. *Ingeniería Investigación y Desarrollo*, 22(1), 25-43. <https://doi.org/10.19053/1900771X.v22.n1.2022.14453>
- Ibáñez, L. H. (2015). *Administración de Sistemas Gestores de Base de Datos*. 2a Edición. Grupo Editorial RA-MA.
- Jalil, A., & Rao, N. H. (2019). Chapter 8 - Time Series Analysis (Stationarity, Cointegration, and Causality). En B. Özcan & I. Öztürk (Eds.), *Environmental Kuznets Curve (EKC)* (pp. 85-99). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-816797-7.00008-4>
- Liu-Sun, X. & Covarrubias-López, J. G. (2023). Convergencia dinámica de series temporales y su inconsistencia con la estacionariedad en análisis económicos. *Análisis económico*, 38(97), 5-26. <https://doi.org/10.24275/uam/azc/dcsh/ae/2022v38n97/liu>
- Meza, E. C. J. (2016). Un enfoque a la importancia del turismo. *Turismo y Patrimonio*, 10, 133-136. <https://doi.org/10.24265/turpatrim.2016.n10.09>
- Olcina-Cantos, J. (2012). Turismo y cambio climático: una actividad vulnerable que debe adaptarse. *Investigaciones Turísticas*, 4, 1-34. <https://doi.org/10.14198/INTURI2012.4.01>
- Pérez-Ramírez, C. A., & Antolín-Espinosa, D. I. (2016). Programa pueblos mágicos y desarrollo local: actores, dimensiones y perspectivas en El Oro, México. *Estudios sociales (Hermosillo, Son.)*, 25(47), 217-242.
- Petrevska, B. (2017). Predicting tourism demand by A.R.I.M.A. models. *Economic Research-Ekonomska Istraživanja*, 30(1), 939-950. <https://doi.org/10.1080/1331677X.2017.1314822>
- Planas, M., Rodríguez, T., & Lecha, M. (2004). La importancia de los datos. *Nutrición Hospitalaria*, 19(1), 11-13.
- Rodríguez, R. M. A. S., Pulido-Fernández, J. I., & Herrera, I. M. R. (2017). El producto turístico en los Pueblos Mágicos de México. Un análisis crítico de sus componentes. *Revista de Estudios Regionales*, 108, 125-163.

- SECTUR. (2020). Estrategia nacional de pueblos mágicos. Recuperado de <http://sistemas.sectur.gob.mx/PueblosMagicos/Formatos/ENPM.pdf>. Consultado el 22 de noviembre de 2024.
- SECTUR. (2020). Pueblos Mágicos de México. gob.mx. Recuperado de <https://www.gob.mx/sectur/articulos/pueblos-magicos-206528>. Consultado el 28 de enero de 2024.
- SECTUR. (2023a). Estrategia Nacional De Turismo 2019-2024 Tendrá Un Sentido Democrático: Miguel Torruco. gob.mx. Recuperado de <https://www.gob.mx/sectur/prensa/estrategia-nacional-de-turismo-2019-2024-tendra-un-sentido-democratico-miguel-torruco>. Consultado el 25 de enero de 2024.
- SECTUR. (2023b). Datat – Ranking OMT. Recuperado de <https://www.datatur.sectur.gob.mx/SitePages/RankingOMT.aspx>. Consultado el 20 de Febrero de 2024.
- Córdova-Sotomayor, D., & Santa María-Carlos, F. (2021). Aplicación del método autorregresivo integrado de medias móviles para el análisis de series de casos de covid-19 en Perú. *Revista de la Facultad de Medicina Humana*, 21(1), 65-74. <https://doi.org/10.25176/rfmh.v21i1.3307>
- Tudela-Mamani, J. W., Cahui-Cahui, E., Aliaga-Melo, G.,(2022). Impacto del COVID-19 en la demanda de turismo internacional del Perú. Una aplicación de la metodología Box-Jenkins. *Revista de Investigaciones Altoandinas*, 24(1), 27-36. <https://doi.org/10.18271/ria.2022.317>
- UNWTO. (2023). Nuevos datos apuntan a una recuperación total del turismo con un vigoroso arranque en 2023. Recuperado de <https://www.unwto.org/es/news/nuevos-datos-apuntan-a-una-recuperacion-total-del-turismo-con-un-vigoroso-arranque-en-2023>. Consultado el 14 de Enero de 2024.
- Vukovic, D. B., Ingenito, S., & Maiti, M. (2023). Time series momentum: Evidence from the European equity market. *Heliyon*, 9(1), e12989. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e12989>
- Xian, S., Feng, M., & Cheng, Y. (2023). Incremental nonlinear trend fuzzy granulation for carbon trading time series forecast. *Applied Energy*, 352, 121977. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.121977>
- Xuanming, P., Dossou, T. A. M., Dossou, K. P., & Alinsato, A. S. (2023). The impact of tourism development on social welfare in Africa: quantile regression analysis. *Current Issues in Tourism*, 0(0), 1-14. <https://doi.org/10.1080/13683500.2023.2214351>