



Modelo de inventario fractal para la toma de decisiones hotelera

Briones-Juárez, Abraham¹, Velázquez-Castro, Judith Alejandra² & Cruz-Coria Erika³

¹Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo, Instituto de Ciencias Económico Administrativas, San Agustín Tlaxiaca Hidalgo, abrahambiones2003@gmail.com (+52) (771) 71 720 00

²Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo, Instituto de Ciencias Económico Administrativas, San Agustín Tlaxiaca Hidalgo, judithalejandra666@gmail.com (+52) (771) 71 720 00

³Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo, Instituto de Ciencias Económico Administrativas, San Agustín Tlaxiaca Hidalgo, ecoria84@hotmail.com (+52) (771) 71 720 00

Artículo arbitrado e indexado en Latindex

Revisión por pares

Fecha de aceptación: mayo 2020

Fecha de publicación: julio 2020

Resumen

En este artículo se desarrolla modelo de datos futuros de un hotel cuatro estrellas de la ciudad de Pachuca, Hidalgo. El modelo se desarrolla bajo la técnica de los sistemas complejos y la teoría del caos. Los resultados muestran que la serie es multirracional, es decir, presenta un comportamiento relacionado con leyes de potencia. La serie además es anti-persistente al presentar incrementos positivos seguidos de incrementos iguales. El punto de quiebre en la serie se determina en el dato 12. Los parámetros del pronóstico muestran el exponente $H=0.087$ y un Rango=0.56, con esta información se desarrolla el modelo de inventario para uno de los insumos el cual se presenta con un gráfico para complementar la toma de decisiones de la empresa caso de estudio.

Palabras clave: Modelo de inventario, Geometría Fractal, Hotel

Abstract

This article develops a future data model for a four-star hotel in the city of Pachuca, Hidalgo. The model is developed under the technique of complex systems and chaos theory. The results show that the series is multi-fractal, that is, it presents a behavior related to power laws. The series is also anti-persistent, presenting positive increases followed by equal increases. The breakpoint in the series is determined in data 12. The forecast parameters show the exponent $H = 0.087$ and a Range = 0.56, with this information the inventory model is developed for one of the inputs through the graphical method and a sensitivity analysis is carried out for the decision-making of the company case study.

Key words: (Times New Roman, 10) Inventory Model, Fractal Geometry, Hotel

1. INTRODUCCIÓN

Este estudio se desarrolla en el contexto de una empresa hotelera. El turismo constituye una de las actividades económicas y sociales con mayor importancia debido a su carga tributaria y a los flujos de visitantes que crecen periodo tras periodo. En México en el año 2018 se recibieron 42 millones de turistas, procedentes de Estados Unidos, Canadá, Reino Unido, Alemania y Brasil (SECTUR, 2018). La aportación del turismo se nota en el grado de participación del PIB que es del 8.8% en el año 2017. Además, el turismo ha beneficiado a la economía con el incremento del empleo, la inversión y el desarrollo de comunidades con implicaciones positivas para las empresas del sector (Castro et al., 2018).

De acuerdo con la estrategia nacional de turismo 2019-2024, el país se posicionará como una potencia turística de competencia superior (SECTUR, 2019). Para ello, es necesario desarrollar nuevos conocimientos, y métodos para impulsar el desarrollo de las empresas y organizaciones del turismo. Los hoteles son empresas que brindan servicios de restauración y alimentación diseñados para aumentar las percepciones positivas de los clientes (Piccoli et al., 2017) (Bi et al., 2020). Sin embargo, existe una dificultad para planear y programar servicios eficientes en estas empresas que proviene de la complejidad implícita en su naturaleza.

Los servicios son cambiantes y mantienen propiedades de inseparabilidad (Kotler, 1997), los cuales se derivan de la participación de los clientes en los procesos productivos lo que comúnmente se denomina la coproducción y autoproducción (Furenes et al., 2017). En los procesos se incluyen las relaciones entre la firma y sus clientes (Furenes et al., 2017), y se espera que el desempeño del servicio sea positivo y eficiente (Xie et al., 2019). De la misma forma, la sincronización en la elaboración de servicios y su entrega constituyen aspectos clave que determinan el éxito de estas empresas (Ho & Lee, 2007), estos criterios aumentan la dificultad de mantener el control de los servicios bajo ciertos límites.

Estas condiciones espaciales y temporales motivan a que la gestión establezca mecanismos para contrarrestar sus efectos negativos y les ayuden a mejorar la toma de decisiones

Con elación a los medios disponibles para manejar a un nivel aceptable la complejidad de los servicios los gerentes cuentan con tecnología para facilitar la comunicación y el conocimiento (Xiang, 2018), mejores condiciones laborales (Costa et al., 2017), que aseguran una respuesta favorable y una actuación más dinámica de los colaboradores hacia los clientes (Qiu et al., 2020) (De la Peña et al., 2016), lo que se traduce un desarrollo en el nivel competitivo de mercado de turismo (Arbelo-Pérez et al., 2017). Sin embargo, existen elementos en los servicios que no se pueden conocer plenamente, es decir, las propiedades emergentes (Alvarez & Brida, 2019) que dificultan el análisis de los elementos internos y externos que intervienen en el fenómeno del turismo.

El conocimiento de la demanda es la mejor oportunidad para mejorar los servicios (McGuire, 2016) y para diseñarlos de forma compatible con las necesidades de los clientes ya que los modelos de previsión de datos refiere a la estimación de tendencias o patrones que propicien el análisis futuro y la previsión se relaciona directamente con el desarrollo de programas futuros de producción (Danese & Kalchschmidt, 2011). Para ello, la gerencia debe contar con herramientas que le permitan estimar con mayor certeza el comportamiento de datos futuros para mejorar los resultados y la toma de decisiones. En las empresas de servicios turístico las decisiones complicadas se pueden resolver a través de la gran experiencia que tienen los gerentes (Hodari & Sturman, 2014), sin embargo, la construcción de modelos para la toma de decisiones constituyen herramientas indispensables que mejoran la gestión (Kourentzes & Athanasopoulos, 2019), a través de la elección de modelo más adecuado (Hassani et al., 2017) al análisis de datos y a su ajuste para predecir datos futuros. El presente trabajo se desarrolla para desarrollar un modelo de inventario que facilite la toma de decisiones en estas empresas.

2. MARCO TEÓRICO

Los modelados se ha utilizado para resolver problemas de mayor complejidad ya que permiten afinar teorías y probar hipótesis (Johnson & Sieber, 2009). La ventaja de aplicar modelos recae en la conveniencia de poder adaptados para mejorar sus resultados (Puška et al., 2020). La

búsqueda de mejores herramientas para afinar el diagnóstico ha llevado a los autores por distintos caminos, sin embargo, en general los modelos que más de ajustan a la dinámica de datos son los que se combinan para aumentar la precisión y la certeza en la información (Song et al., 2019) (Chang et al., 2009) (Athanasopoulos & Hyndman, 2008) (Al Shehhi & Karathanasopoulos, 2020) (Li et al., 2019) (Cang & Yu, 2014) (Shen et al., 2011) (Chan et al., 2010) (Akal, 2004).

Las relaciones numéricas para el análisis de datos se clasifican en dos tipos de técnicas, los modelos centrados en relaciones lineales y no lineales. Los primeros son los más comunes y asumen una relación causal que denota elementos estáticos en el sistema (Rivera, 2016), algunas de sus aplicaciones las encontramos en los trabajos de (Chu, 2014) (Gunter & Önder, 2015), (Chu, 2008) (Chu, 2011). La distinción de los modelos de base lineal se caracteriza por la explicación consecutiva de las salidas a través de las entradas que alimentan la relación algorítmica.

En sentido estricto, los modelos deben ser acotados y mantienen un número limitado de variables lo que puede resultar en errores de estimación. Otra limitación es la utilización de medidas extrañas relacionadas comúnmente con el intervalo de tiempo analizado, por ejemplo, (Law et al., 2019) al desarrollar su pronóstico mensual de llegadas de turistas asume que el conocimiento a priori de la partición de datos del pronóstico.

Por otro lado, de los modelos no lineales que sirven para incluir relaciones atípicas cuyas entradas explican parcialmente o no explican las salidas, algunos ejemplos lo constituyen los trabajos de (Assaf & Tsionas, 2019) (Ampountolas, 2018) (Wong et al., 2006) con los métodos bayesianos. Estos modelos buscan detectar los efectos de cambio que se han conceptualizado de manera residual, es decir, considerando los aspectos internos o externos que nos se incluyen o que no se pueden incorporar al análisis numérico (Song et al., 2013), además el error relativo de los datos pronosticados puede estar relacionado con un mayor grado de asociación espacial (Yang & Zhang, 2019), es decir con la propia dinámica de los estudios.

3. CASO DE ESTUDIO

Este estudio de caso se desarrolla en un hotel 4 estrellas de la ciudad de Pachuca Hidalgo, México con el propósito de desarrollar una herramienta que apoye la toma de decisiones en la empresa.

Para ello se toman 3 años de datos y se cuestiona a la gerencia sobre el método utilizado en la actualidad para desarrollar la previsión de datos.

La gerencia ha manifestado que el pronóstico se desarrolla con una técnica lineal de mínimos cuadrados que en ocasiones no resulta muy útil para programar los servicios. Por lo tanto, acuden a la opinión consensuada para realizar los ajustes necesarios en su gestión.

3.1 Situación del caso de estudio.

Para este caso de estudio se plantea la siguiente pregunta de investigación ¿Cómo se puede determinar un rango de datos futuros a través de una herramienta de pronóstico que apoye a la gestión en las operaciones de la empresa?

Para dar respuesta a esta pregunta, se desarrollan las siguientes fases del modelo:

3.2 Espacio fractal

La topología del espacio se utiliza para estimar la dimensión que abarca una figura fractal finita al calcular la dimensión de Hausdorff bajo la siguiente relación.

$$D = \lim_{l \rightarrow 0} \frac{\log(\mu(l))}{\log(1/l)} \quad (1)$$

Lo cual se puede comprobar fácilmente al determinar la dimensión de la curva de Koch con dimensión $D = \log(4) / \log(3) = 1.2618$. Esta dimensión es distinta a la dimensión geométrica tradicional euclidiana ya que no resulta en un valor entero relacionado con el plano y la superficie, no obstante, la dimensión se presenta en un área finita con infinitas sucesiones que repiten su estructura.

3.3 Fractales

El concepto de fractal (irregular) se utiliza para describir fenómenos que se repiten en distintas escalas con diferentes niveles. Los fractales auto-similares mantienen una idéntica vectorial como la curva de Koch, que presenta escalamiento similar a distintas direcciones y los fractales auto-afines mantienen su forma en el escalamiento aún si existe una diferencia en las direcciones como las nubes. La distinción entre

estos dos fractales se relaciona con la equivalencia estadística que guardan. La auto-similitud fractal debe ser igual en todas las direcciones para producir patrones estadísticamente equivalentes, mientras que los fractales auto-afines deben incrementarse por diferentes cantidades en distintas direcciones para producir la equivalencia estadística.

El patrón de auto-afinidad es equivalente en su forma estadística, por tanto, se mantiene

compatible estadísticamente a distintos valores.

$$x' \rightarrow \lambda_x x, y' \rightarrow \lambda_y y, z' \rightarrow \lambda_z z \quad (2)$$

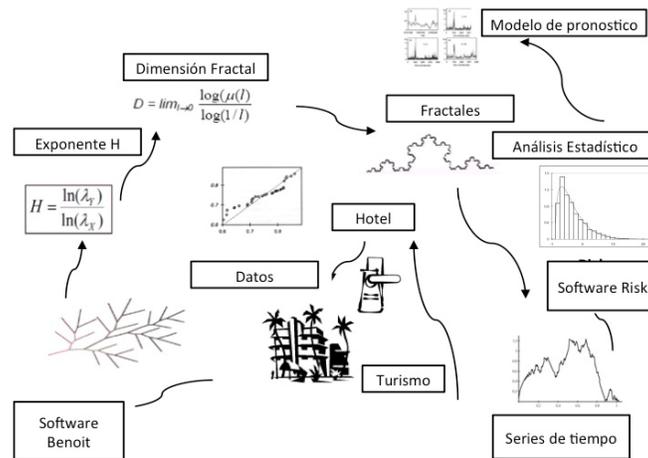
Donde λ_y y λ_x , son funciones homogéneas de λ_x ;

$$\lambda_y \propto \lambda_x^{v_y} \text{ y } \lambda_z \propto \lambda_x^{v_z} \text{ y los exponentes } v_y \text{ y } v_z$$

pueden tener variaciones. Así, $\lambda_x \propto \lambda_y^H$, constituyen la escala de rugosidad del exponente definido como el exponente de Hurts

$$-1 \leq H = v_z / v_y \leq 1 \quad (3)$$

Figura 1(Procedimiento metodológico del modelo en el caso de estudio)



3.4. Auto-organización fractal

La segunda ley de la termodinámica señala que los sistemas evolucionan hacia una complejidad mayor hasta llegar a un estado de equilibrio. Su analogía a los fractales se conoce como punto crítico (Hu & Mao, 1987) que muestra el cambio estructural sin alterar de forma significativa su forma inicial.

El punto de quiebre en el análisis numérico muestra la transición a un estado estacionario ligado al exponente H . Por lo tanto, el exponente es un parámetro para identificar la invariancia de escalamiento auto-afín y sirve para identificar la existencia o no de correlación.

Si el exponente H , se ubica en el umbral menor que 0.5 la serie temporal mantiene correlaciones negativas, es decir existe la posibilidad de que se invierta el sentido de los incrementos positivos. Si por el contrario el

exponente H es superior al umbral de 0.5 los datos contienen persistencia y

Si el exponente H es superior a 0.5, el proceso muestra "persistencia" o correlaciones positivas donde los incrementos positivos tienen más probabilidades de permanecer por encima del promedio. En tal caso, la serie muestra comportamiento fractal y puede ser caracterizado. Finalmente si el exponente de H se fija en el valor a 0.5, la serie es aleatoria (Morales- Matamoros et al., 2010).

4. APLICACIÓN DEL CASO DE ESTUDIO.

Se utiliza una base de datos de 1365 entradas que constituyen las ventas del establecimiento con datos del 01 de enero de 2016 al 26 de septiembre del 2019, bajo el procedimiento de la figura 1.

En el primer paso del modelo se calcularon los promedios de sigma " σ " estableciendo

ventanas de tamaño "n", es decir del dato [2 al 3...] hasta el dato 100, del dato [101 al 121...]

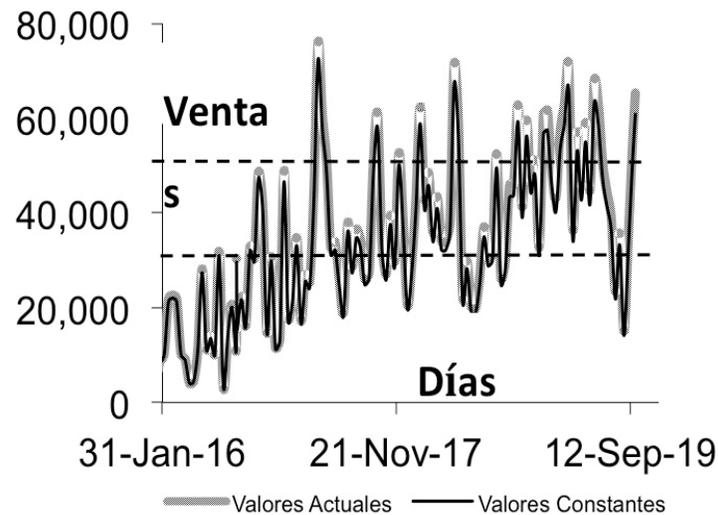
hasta el dato 200 y así consecutivamente. En este proceso, la serie original se convirtió a valores

constantes, para trabajar con datos reales ver tabla 1.

Tabla 1 (Inflación de los años analizados en el modelo).

Años	Inflación	Inflación Acumulada
2016	0.3	2.61%
2017	1.70%	4.72%
2018	0.53%	5.55%
2019	0.09%	6.81%

Figura 2. (Ventas a valores constantes)



Fuente: Elaboración propia

Estos datos se analizaron en el software Benoit 1.3, para conocer los valores del exponente de Hurts H , con los siguientes métodos:

5.1 Métodos de trazado auto-afín

Los métodos utilizados en este estudio se describen a continuación:

Análisis de rango reescalado (R/S). El exponente H mide la intensidad de la dependencia a largo plazo en las series temporales.

En una serie de tiempo de longitud n , $X = \{X_t : t = 1, 2, 3 \dots n\}$, el R/S define como la relación entre el alcance máximo de la señal integrada, $R(n)$ que es normalizada por la desviación estándar $S(n)$ Así:

$$\frac{R(n)}{S(n)} = \frac{\max\{0, rt: t=1, 2, 3, \dots, n\} - \min\{0, rt: t=1, 2, 3, \dots, n\}}{\sqrt{S^2(n)}} \quad (4)$$

Donde:

$$r_k = \sum_{t=1}^k X_t - \frac{k}{n} \sum_{t=1}^n X_t \quad (5)$$

$$S(n) = \left[\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left(X_t - \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n X_t \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (6)$$

Método de Rugosidad de Longitud (R-L). El perfil de rugosidad se mide como el valor de la raíz cuadrada media del residuo en una tendencia lineal ajustada a los puntos de muestra en una

ventana de longitud w , entonces la rugosidad de la raíz cuadrada media se calcula como:

$$RMS(w) = \frac{1}{n_w} \sum_{i=1}^{w_n} \sqrt{\frac{1}{m_i-2} \sum_{j \in w_i} (z_j - z)^2} \quad (7)$$

Donde n_w es el número total de ventanas de longitud w , m_i es el número de puntos en la ventana, w_i, z_j es el residual en la tendencia y z es la media residual en la ventana w_i .

$$\gamma(h) = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n [V(x_i) - V_{x_{i+h}}]^2 \quad (8)$$

Donde h , es la distancia de seguimiento (distancia entre dos puntos sucesivos), $\gamma(h)$ es el variograma a distancia de seguimiento h (el número de pares a una distancia h de retraso) y

$$\gamma(h) = \gamma_0 h^{2H} \quad (9)$$

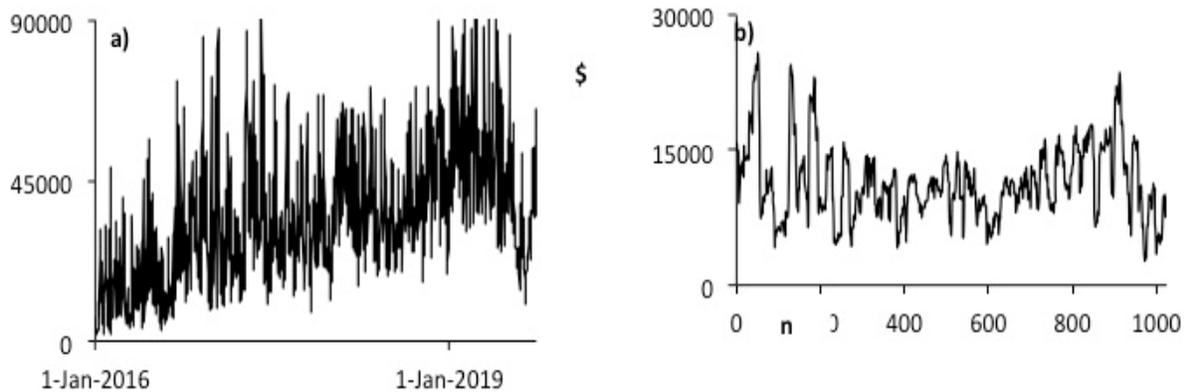
Donde H , es el exponente de Hurst.

Método de variograma (V/G). Se define como el cuadrado medio del incremento de puntos:

$V(x_i)$ son los valores de la muestra en la ubicación x_i , entonces las distribuciones del fractal se caracterizan por un modelo de variograma de la siguiente forma:

Método de ondas (WV). Es una transformación que se aplica a funciones de escala que tienen las propiedades de ser localizada tanto en el tiempo como en la frecuencia. Constituye un coeficiente de escalamiento $w \propto a^{H_n+1/2}$, donde a denota un parámetro de escala, que caracteriza y mide la anchura de una onda (Balankin et al., 2004).

Figura 4 serie original a distintos valores de n



Fuente: Elaboración propia

5.2 Análisis estadístico

Dado a que se requiere determinar si la serie exhibe invariancia de escala se procede a

determinar las distribuciones de ajuste y su secuencia de repetición ver tabla 2.

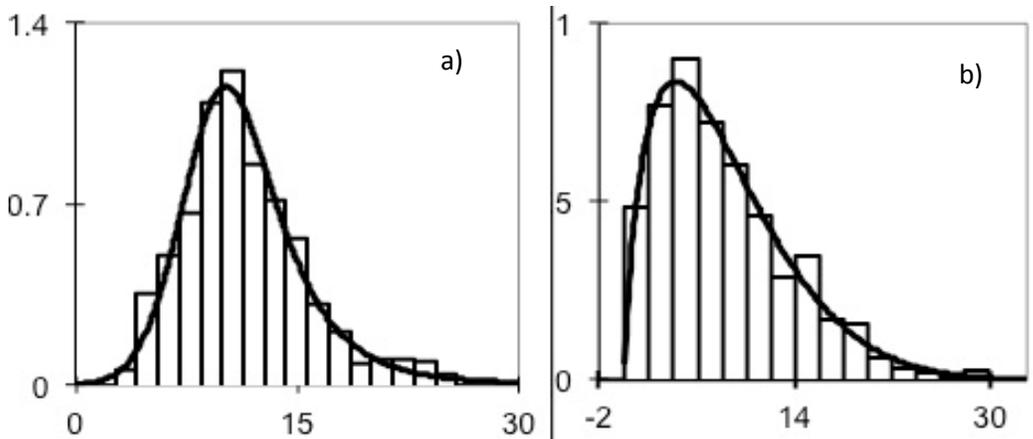
Tabla 2 (Jerarquizaciones estadísticas).

Distribución	Est 1	%	Est 2	%	Est 3	%
Beta General	111	23.7	85	18.1	24	5.1
Log-Logistic	139	29.6	26	5.5	17	3.6
Triangular	103	22	72	15.4	34	7.2

Fuente: Elaboración propia.

Estos datos sirvieron para observar los mejores ajustes a través del software software Risk@ 4.0

Figura 5. (Distribuciones de ajuste de la serie de datos)



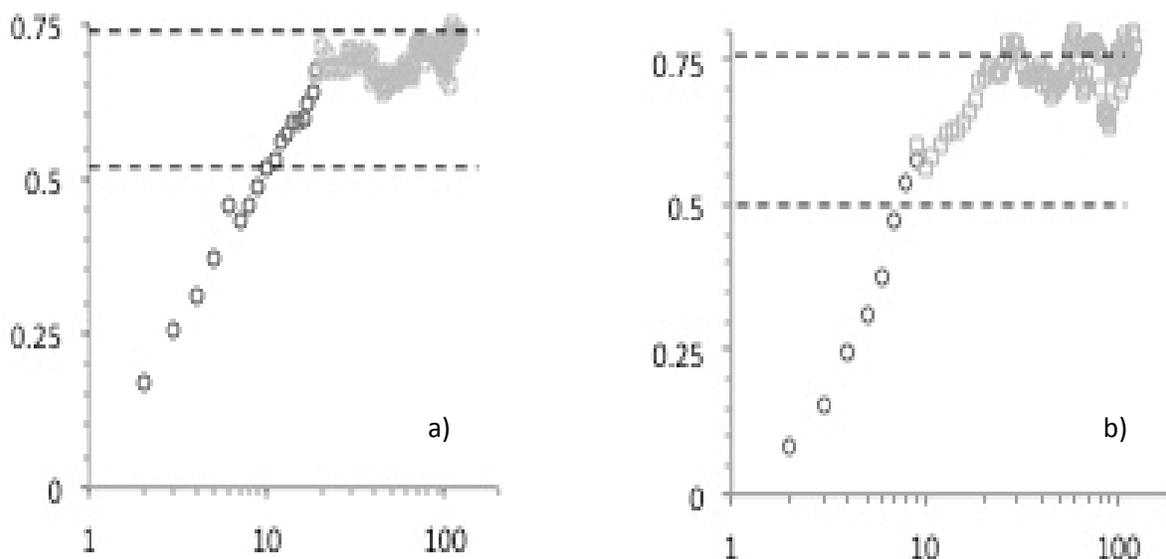
Fuente: Elaboración propia.

El inciso a) presenta la distribución beta general para $n=6$ y el b) la distribución Log-logistic para $n=12$. Con la serie original se presentan los escenarios para a) $n=6$ y b) $n=12$ para observar la simetría a distintos valores de “ n ” ver figura 4.

5.3 Caracterización fractal

A continuación se identificaron los métodos de trazado auto-afin de mejor ajuste a los datos a) R/S, b) R-L, Por tanto, se desechan los métodos de variograma y ondas ver figura 5.

Figura 6. (Distribuciones de ajuste de la serie de datos)



Fuente: Elaboración propia.

En la figura 6 se observa que la serie de datos es persistente en los dos casos, es decir el punto

de saturación de los exponentes H , se encuentra por encima del umbral 0.5, por tanto, la serie se

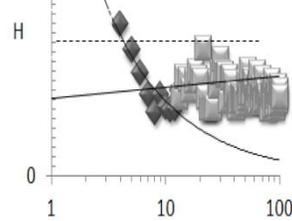
caracteriza con comportamiento multifractal. Dado lo anterior, se puede desarrollar el modelo de previsión de datos para proceder con el modelo de inventario.

6. MODELO DE ESCENARIOS PARA EL INVENTARIO DEL HOTEL.

La estructura de los resultados se utiliza para generar escenarios futuros de la serie de datos

original a precios constantes. El primer paso consistió en calcular los datos promedio algorítmicos de la serie $|\delta(\tau)|$, para ser analizados bajo los 2 métodos de trazado seleccionados, es decir, R/S y R-L, el promedio de ambos se convierte en el dato de $H_{|\delta(\tau)|}$, a partir de los datos algorítmicos.

Figura 7. (valor promedio de $H_{|\delta(\tau)|}$).



Fuente: Elaboración propia.

Se observa que el punto de quiebre se encuentra en punto 12. Por tanto el modelo de inventario se puede desarrollar con este escenario temporal. Después, se obtuvo el promedio de los valores de $H_{|\delta(\tau)|} = 0.087$ de los intervalos bajo el mismo escenario temporal y el Rango= 0,56 de los mismo intervalos con el promedio de máximos y mínimos.

Con estos datos se estableció un escenario futuro de datos. Para lo cual, se crearon escenarios

de probabilidades con el programa Benoit 1.3 con 224 trazas cada uno por 12 días =2688 datos, es decir 7.37 años que abarca de septiembre de 2019 a marzo de 2027.

Los signos de las trazas se resolvieron con la forma recomendada de Sornette y Andersen (2000) quienes proponen igual porcentaje de probabilidad para los incrementos y los decrementos con 50% de probabilidades cada uno. El cálculo de los datos por cada 12 días se obtiene con la siguiente relación.

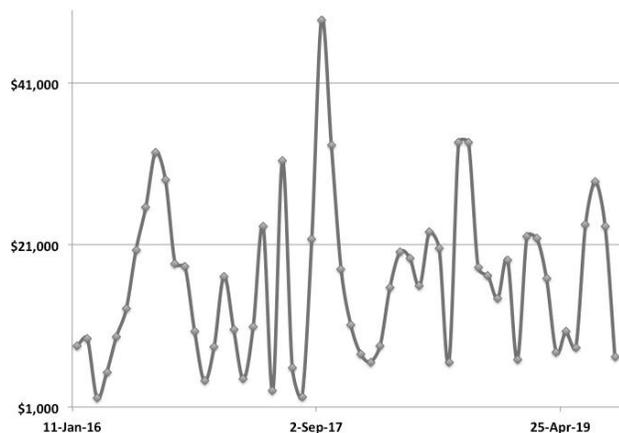
$$\delta(\tau) = \ln(P(t) / \ln P(t - \tau)) \quad (10)$$

y los nuevos valores proyectados con la siguiente ecuación.

$$P(t) = P(t - \tau) * e(\delta(\tau)) \quad (11)$$

Cabe señalar que la previsión se estima por pares de datos, así la suma de los pares resulta en 24 días ver figura 8.

Figura 8. (Datos históricos por intervalo de 24 días)



Fuente: Elaboración propia.

7. MODELO DE INVENTARIO PARA LA TOMA DE DECISIONES DEL HOTEL CASO DE ESTUDIO.

Finalmente, para responder a la pregunta de investigación del presente trabajo utilizar la información obtenida para ayudar en la toma de decisiones del inventario del caso de estudio. Para ello, se desarrolla el siguiente procedimiento, 1) se obtienen los datos proyectados presentados en

la figura 9., 2) se estiman los requerimientos de uno de los principales insumos de la firma 18, 250 piezas de jabón individual al año que constituyen un aforo del 100% ya que se cuenta con 50 habitaciones regulares., 3) se calculan las fluctuaciones promedio del inventario por periodo de 24 días con aforo promedio del 75% presentadas en la figura 10. Se muestran las conclusiones del caso de estudio.

Figura 9(modelo de previsión de datos)

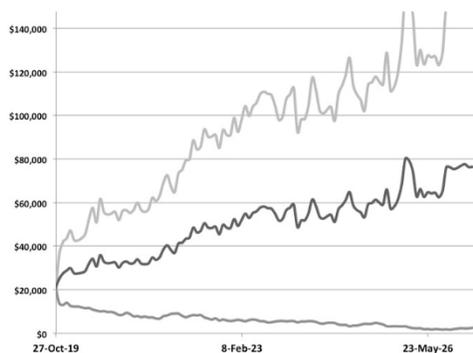
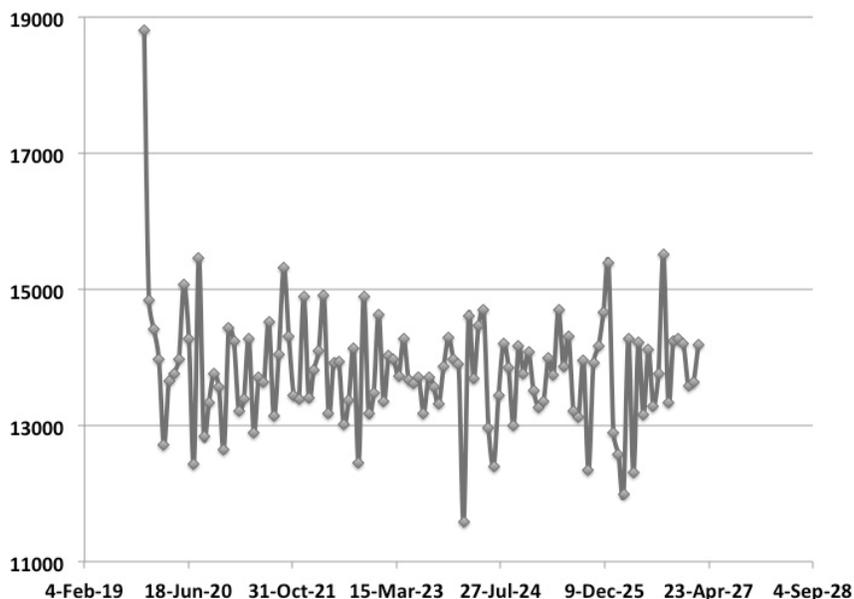


Figura 2(Ventas a valores constantes)
"Promedio de inventario "



8. CONCLUSIONES

En este estudio se integra un modelo de previsión de datos para apoyar la toma de decisiones del hotel caso de estudio. Las empresas de turismo como los hoteles se planean de acuerdo con la expertise de los gerentes y directivos, sin embargo, el desarrollo de herramientas para mejorar la toma de decisiones complementa la programación de las tareas e insumos en estos servicios.

A través de este modelo se comprueba que los datos se caracterizan como multifractales y se asocian con distribuciones de colas pesadas log-logistic y beta general, lo cual prueba la consistencia para desarrollar previsiones de datos futuros.

Se probaron y métodos de análisis fractal para determinar los mejores métodos de ajuste comprobándose que los métodos R/L y R-S resultan de mayor ajuste.

La presentación del modelo de previsión, permite utilizar los parámetros de H y rango para determinar escenarios de comportamiento máximo y mínimo. Finalmente, estos hallazgos se utilizan para presentar las fluctuaciones de uno de los insumos más utilizados por la compañía para programar su previsión media a través del tiempo. Dentro de las ventajas del modelo, cabe señalar que la presentación de escenarios máximos, medios y mínimos constituye una ventaja sobre otras técnicas como la regresión lineal ocupada por la compañía para conocer los datos futuros.

9. TRABAJOS FUTUROS.

Estos hallazgos se pueden aplicar para complementar modelos de investigación operacional que puedan apoyar la toma de decisiones en estas y otras compañías.

REFERENCIAS

- 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>
- Al Shehhi, M., & Karathanasopoulos, A. (2020). Forecasting hotel room prices in selected GCC cities using deep learning. *Journal of Hospitality and Tourism Management*, 42, 40–50. <https://doi.org/10.1016/j.jhtm.2019.11.003>
- Alvarez, E., & Brida, J. G. (2019). An agent-based model of tourism destinations choice. *International Journal of Tourism Research*, 21(2), 145–155. <https://doi.org/10.1002/jtr.2248>
- Ampountolas, A. (2018). Forecasting hotel demand uncertainty using time series Bayesian VAR models: *Tourism Economics*. <https://doi.org/10.1177/1354816618801741>
- Arbelo-Pérez, M., Arbelo, A., & Pérez-Gómez, P. (2017). Impact of quality on estimations of hotel efficiency. *Tourism Management*, 61, 200–208. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2017.02.011>
- Assaf, A. G., & Tsionas, M. G. (2019). Forecasting occupancy rate with Bayesian compression methods. *Annals of Tourism Research*, 75, 439–449. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2018.12.009>
- Athanasopoulos, G., & Hyndman, R. J. (2008). Modelling and forecasting Australian domestic tourism. *Tourism Management*, 29(1), 19–31. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2007.04.009>
- Balankin, A. S., Morales Matamoros, O., Gálvez, E., & Pérez, A. (2004). Crossover from antipersistent to persistent behavior in time series possessing the generalized dynamic scaling law. *Physical Review. E, Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics*, 69(3 Pt 2), 036121. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.69.036121>
- Banxico. (2020). SIE - Inflación. <https://www.banxico.org.mx/tipcamb/main.do?page=inf&idioma=sp>
- Bi, J.-W., Liu, Y., Fan, Z.-P., & Zhang, J. (2020). Exploring asymmetric effects of attribute performance on customer satisfaction in the hotel industry. *Tourism Management*, 77, 104006. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2019.104006>
- Cang, S., & Yu, H. (2014). A combination selection algorithm on forecasting. *European Journal of Operational Research*, 234(1), 127–139. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.08.045>
- Castro, J. A. V., Coria, E. C., & Martínez, E. E. V. (2018). Cooperación empresarial para el fomento de la innovación en la pyme turística. *Revista de ciencias sociales*, 24(3), 9–20.
- Chan, C. K., Witt, S. F., Lee, Y. C. E., & Song, H. (2010). Tourism forecast combination using the CUSUM technique. *Tourism Management*, 31(6), 891–897. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2009.10.004>
- Chang, C.-L., 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(5), 1730–1744. <https://doi.org/10.1016/j.matcom.2008.09.006>
- Chu, F.-L. (2008). Analyzing and forecasting tourism demand with ARAR algorithm. *Tourism Management*, 29(6), 1185–1196. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2008.02.020>
- Chu, F.-L. (2011). A piecewise linear approach to modeling and forecasting demand for Macau tourism. *Tourism Management*, 32(6), 1414–1420. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2011.01.018>
- Chu, F.-L. (2014). Using a logistic growth regression model to forecast the demand for tourism in Las Vegas. *Tourism Management Perspectives*, 12, 62–67. <https://doi.org/10.1016/j.tmp.2014.08.003>
- Costa, C., Bakas, F. E., Breda, Z., Durão, M., Carvalho, I., & Caçador, S. (2017). Gender, flexibility and the 'ideal tourism worker.' *Annals of Tourism Research*, 64, 64–75. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2017.03.002>
- Danese, P., & Kalchschmidt, M. (2011). The role of the forecasting process in improving forecast accuracy and operational performance. *International Journal of Production Economics*, 131(1), 204–214.
- De la Peña, M. R., Núñez-Serrano, J. A., Turrión, J., & Velázquez, F. J. (2016). Are innovations relevant for consumers in the hospitality industry? A hedonic approach for Cuban hotels. *Tourism Management*, 55, 184–196. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2016.02.009>

- Furenes, M. I., Øgaard, T., & Gjerald, O. (2017). How face-to-face feedback influences guest outcome evaluation of co-production: Changing or shaping guest experiences? *Tourism Management Perspectives*, 21, 59–65. <https://doi.org/10.1016/j.tmp.2016.11.004>
- Gunter, U., & Önder, I. (2015). Forecasting international city tourism demand for Paris: Accuracy of uni- and multivariate models employing monthly data. *Tourism Management*, 46, 123–135. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2014.06.017>
- Hassani, H., Silva, E. S., Antonakakis, N., Filis, G., & Gupta, R. (2017). Forecasting accuracy evaluation of tourist arrivals. *Annals of Tourism Research*, 63, 112–127. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2017.01.008>
- Ho, C.-I., & Lee, Y.-L. (2007). The development of an e-travel service quality scale. *Tourism Management*, 28(6), 1434–1449. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2006.12.002>
- Hodari, D., & Sturman, M. C. (2014). Who's in Charge Now? The Decision Autonomy of Hotel General Managers: *Cornell Hospitality Quarterly*. <https://doi.org/10.1177/1938965513518839>
- Hu, B., & Mao, J.-M. (1987). Fractal dimension and degeneracy of the critical point for iterated maps. *Journal of Physics A: Mathematical and General*, 20(7), 1809–1818. <https://doi.org/10.1088/0305-4470/20/7/026>
- Johnson, P. A., & Sieber, R. (2009). Agent-Based Modelling: A Dynamic Scenario Planning Approach to Tourism PSS. In S. Geertman & J. Stillwell (Eds.), *Planning Support Systems Best Practice and New Methods* (pp. 211–226). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-1-4020-8952-7_11
- Kotler, P. (1997). *Marketing Management*. Prentice Hall. https://books.google.com/books/about/Marketing_Management.html?id=4ViTPwAACAAJ
- Kourentzes, N., & Athanasopoulos, G. (2019). Cross-temporal coherent forecasts for Australian tourism. *Annals of Tourism Research*, 75, 393–409. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2019.02.001>
- Law, R., Li, G., Fong, D. K. C., & Han, X. (2019). Tourism demand forecasting: A deep learning approach. *Annals of Tourism Research*, 75, 410–423. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2019.01.014>
- Li, G., Wu, D. C., Zhou, M., & Liu, A. (2019). The combination of interval forecasts in tourism. *Annals of Tourism Research*, 75, 363–378. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2019.01.010>
- McGuire, K. A. (2016). *The Analytic Hospitality Executive: Implementing Data Analytics in Hotels and Casinos*. John Wiley & Sons.
- Morales- Matamoros, O., Tejeida- Padilla, R., & Badillo- Piña, I. (2010). Fractal behaviour of complex systems. *Systems Research and Behavioral Science*, 27(1), 71–86. <https://doi.org/10.1002/sres.984>
- Piccoli, G., Lui, T.-W., & Grün, B. (2017). The impact of IT-enabled customer service systems on service personalization, customer service perceptions, and hotel performance. *Tourism Management*, 59, 349–362. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2016.08.015>
- Puška, A., Šadić, S., Maksimović, A., & Stojanović, I. (2020). Decision support model in the determination of rural touristic destination attractiveness in the Brčko District of Bosnia and Herzegovina: *Tourism and Hospitality Research*. <https://doi.org/10.1177/1467358420904100>
- Qiu, S., Dooley, L. M., & Xie, L. (2020). How servant leadership and self-efficacy interact to affect service quality in the hospitality industry: A polynomial regression with response surface analysis. *Tourism Management*, 78, 104051. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2019.104051>
- Rivera, R. (2016). A dynamic linear model to forecast hotel registrations in Puerto Rico using Google Trends data. *Tourism Management*, 57, 12–20. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2016.04.008>
- SECTUR. (2018). *Visión global del turismo a México, análisis de mercados, perspectivas del turismo mundial*. <https://www.datatur.sectur.gob.mx/Documentos%20compartidos/VisionGlobalTurismoAMexAbr2018.pdf>

- SECTUR. (2019). Estrategia Nacional De Turismo 2019-2020. gob.mx. <http://www.gob.mx/sectur/prensa/estrategia-nacional-de-turismo-2019-2024-tendra-un-sentido-democratico-miguel-torruco>
- Shen, S., Li, G., & Song, H. (2011). Combination forecasts of International tourism demand. *Annals of Tourism Research*, 38(1), 72–89. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2010.05.003>
- Song, H., Gao, B. Z., & Lin, V. S. (2013). Combining statistical and judgmental forecasts via a web-based tourism demand forecasting system. *International Journal of Forecasting*, 29(2), 295–310. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2011.12.003>
- Song, H., Qiu, R. T. R., & Park, J. (2019). A review of research on tourism demand forecasting: Launching the Annals of Tourism Research Curated Collection on tourism demand forecasting. *Annals of Tourism Research*, 75, 338–362. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2018.12.001>
- Sornette, D., & Andersen, J. V. (2000). Increments of Uncorrelated Time Series Can Be Predicted With a Universal 75% Probability of Success. *International Journal of Modern Physics C*, 11(04), 713–720. <https://doi.org/10.1142/S0129183100000626>
- Wong, K. K. F., Song, H., & Chon, K. S. (2006). Bayesian models for tourism demand forecasting. *Tourism Management*, 27(5), 773–780. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2005.05.017>
- Xiang, Z. (2018). From digitization to the age of acceleration: On information technology and tourism. *Tourism Management Perspectives*, 25, 147–150. <https://doi.org/10.1016/j.tmp.2017.11.023>
- Xie, L., Guan, X., & Huan, T.-C. (2019). A case study of hotel frontline employees' customer need knowledge relating to value co-creation. *Journal of Hospitality and Tourism Management*, 39, 76–86. <https://doi.org/10.1016/j.jhtm.2019.02.002>
- Yang, Y., & Zhang, H. (2019). Spatial-temporal forecasting of tourism demand. *Annals of Tourism Research*, 75, 106–119. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2018.12.024>