

PROPUESTA DE UNA SECUENCIA METODOLÓGICA PARA EL PRONÓSTICO DE LA DEMANDA EN LA ACTIVIDAD HOTELERA.

Lic. Alexander Hernández de la Rosa¹ Lic. Luisa María Rodríguez Fajardo², Lic. Elisset Ribot Vazquez³

1. Empresa Agropecuaria Máximo Gómez Báez, Jovellanos 107 entre Calle Nueva y Quintín Bandera, Máximo Gómez, Perico Matanzas
alexdelarosa@nauta.cu
2. Universidad de Matanzas – Sede “Camilo Cienfuegos”, Vía Blanca Km.3, Matanzas, Cuba. luisa.rodriguez@umcc.cu
3. Universidad de Matanzas – Sede “Camilo Cienfuegos”, Vía Blanca Km.3, Matanzas, Cuba. elisset.ribot@umcc.cu

Resumen

El turismo representa hoy una de las principales fuentes que aporta divisas frescas a la economía del país sustentándose en la demanda de los clientes. Estimar esta demanda en la actualidad es uno de los principales objetivos de la actividad hotelera en Cuba y en el mundo, por lo que el empleo de pronósticos a través de modelos estadísticos se hace cada vez más frecuente y necesario, debido a la precisión y confianza que estos ofrecen. La presente investigación tiene como objetivo la propuesta de una secuencia metodológica para el pronóstico de la demanda que permita contribuir al logro de mejores resultados económicos, financieros y operacionales en la actividad hotelera. La secuencia metodológica que se propone arroja como resultado un modelo cuantitativo cuyo pronóstico se acerca al comportamiento real de la variable estudiada, su empleo permitiría alcanzar mejores resultados.

Palabras claves: *demanda, pronóstico, secuencia metodológica.*

Introducción.

En la esfera internacional se reconoce que una de las características que distinguen a la economía mundial en los finales del siglo XX y principios del siglo XXI, es el desarrollo del sector terciario, encontrándose el perfeccionamiento del turismo entre los de más incidencia en este comportamiento, sobre todo desde la década de los 60, en que se produce el llamado proceso de masificación o turismo de masas, que crea la necesidad de desarrollar un turismo menos estandarizado y diferenciador que responda a las exigencias y expectativas individuales de los clientes. El panorama turístico de Cuba ofrece perspectivas muy favorables a partir de las posibilidades naturales, culturales y sociales del país, que permiten ver en este sector, un importante renglón económico en las proyecciones del desarrollo económico-social cubano, por ello a inicios de la década de los 90, tras el derrumbe del campo socialista, que trajo como consecuencia la pérdida de mercados, acceso a fuentes de financiamiento y materias primas, el Partido y Gobierno redefine su estrategia de desarrollo, planteándose explícitamente en la Resolución Económica aprobada por el V Congreso del PCC, la necesidad de explotar aquellos sectores capaces de generar con rapidez divisas frescas, que sirvan de base al sostenimiento inmediato y al desarrollo futuro de toda la economía. El turismo representa hoy un sector de pujanza dentro de la economía cubana y un significativo aporte a la balanza de pagos por lo que es necesario un continuo perfeccionamiento y actualización de este sector que es impulsado por la demanda de los clientes. Los patrones de la demanda varían considerablemente de un período a otro. Esta es la razón por la que puede ser tan difícil de desarrollar pronósticos precisos. La técnica Revenue Management es una herramienta que permite lograr pronósticos precisos siendo hoy en día una opción confiable que se aplica en empresas hoteleras a nivel mundial, esta se basa en el análisis de datos históricos y tendencias y en los cálculos de pronóstico, elabora estrategias de precios determinadas con el fin de maximizar los beneficios de la venta en unidades hoteleras. Esta investigación se enfoca en el proceso de pronóstico, piedra angular del Revenue Management, que comprende el conjunto de técnicas y herramientas a partir de las cuales se puede elaborar modelos de proyección de la demanda estimada para un período concreto permitiendo la toma de decisiones.

Su finalidad es reducir al máximo la incertidumbre y tener una visión amplia de la demanda para definir la estrategia comercial, aplicando los correctos niveles de tarifas, restringiendo las ventas en determinados canales, controlando costes y comisiones y planificando los recursos financieros y humanos con los que se cuenta.

Objetivo general: Proponer una Secuencia Metodológica para el pronóstico de la demanda que contribuya al logro de mejores resultados económicos, financieros y operacionales en la actividad hotelera.

Desarrollo

La metodología que propone el autor para pronosticar la demanda para la actividad hotelera se basa en el análisis univariante de Series Temporales, partiendo de la recopilación y estudio de los datos históricos referentes a la cantidad de huéspedes mensuales que visitan el hotel. Posteriormente y basado en los análisis de diferentes métodos de pronóstico, se seleccionarán los métodos cuantitativos que se emplearán en la investigación. En la segunda parte se describirán cada uno de

los métodos seleccionados y se expondrán los cálculos computacionales realizados, así como la precisión de cada uno de estos métodos mediante el cálculo del error y por último se expondrá el pronóstico estimado para el período 2017 del modelo seleccionado con anterioridad, este pronóstico será analizado para determinar el error que genera el mismo respecto a la realidad o sea que tanto se acerca al comportamiento real de la variable estudiada.

La secuencia metodológica propuesta se fundamenta en: objetivos, bases, etapas y pasos para su aplicación. Éstos son explicados a continuación.

Objetivo:

Disponer de una herramienta que permita el logro de mejores resultados económicos, financieros y operacionales para el pronóstico de la demanda en la actividad hotelera.

Los objetivos específicos de la secuencia metodológica son:

- Optimizar el cumplimiento del presupuesto de acuerdo a las condiciones operativas reales.
- Planificar el comportamiento de la demanda que permita controlar las partidas de ingresos y gastos del presupuesto.
- Elevar la preparación de los especialistas que se involucren en la aplicación de la secuencia metodológica.

Bases:

Las bases necesarias para la aplicación de la secuencia metodológica son contar con:

- Una información veraz, precisa y completa sobre la variable seleccionada.
- Especialistas formados y preparados para aplicar la metodología propuesta, así como la interpretación de los resultados obtenidos.
- El sector turístico abierto al cambio.

Etapas y Pasos:

La aplicación de la secuencia metodológica debe corresponderse tanto a los objetivos de la entidad, como en el momento y tiempo en que ésta se encuentre.

Para la aplicación satisfactoria de la secuencia metodológica que se propone, se debe definir una serie de etapas, actividades y pasos que permitan llevar una secuencia lógica de la misma, por lo que se procederá a describirlos a continuación:

Etapas 1: Selección y análisis de los datos históricos

Es necesario obtener el número de huéspedes que visitan el hotel por meses de la mayor cantidad de años vencidos, no menos de cinco años, esto se hace para que la información que se analice tenga mayor confiabilidad al determinar un resultado y para cumplir requerimientos mínimos de algunos

métodos de pronóstico. Antes de seleccionar el método para realizar el pronóstico, es importante observar gráficamente los datos disponibles para tener una primera impresión o idea del posible tipo de serie con la que se está trabajando.

Una buena forma de continuar validando el método es verificar los datos pronosticados mensualmente con los reales que se van generando a lo largo del año en curso. La idea general es determinar, qué tan bien predice el modelo desarrollado los datos del período real correspondiente al año 2017. Si el modelo se desempeña bien, existirán razones para pensar que continuará haciéndolo.

Es importante señalar que el objetivo fundamental de cualquier método de pronóstico consiste en ajustarse a los datos del pasado y predecir bien el futuro.

Etapas 2: Proponer métodos estadísticos para el cálculo del pronóstico

Los métodos cuantitativos se componen de diferentes modelos estadísticos los cuales permiten procesar series temporales con el fin de emitir un pronóstico. Estos modelos pueden caracterizarse por su simpleza o por el alto grado de complejidad, en esta investigación se tendrán en cuenta tres grupos que se componen de diferentes modelos, estos son: métodos clásicos de descomposición, alisamiento exponencial y la metodología Box-Jenkins (Procesos ARIMA), para seleccionar estos modelos se tuvo en cuenta las siguientes características:

- Los métodos de descomposición estacional son eminentemente descriptivos. Tratan de separar la serie en sub-series correspondientes a la tendencia-ciclo, la estacionalidad y el ruido (componente aleatorio).
- Los métodos de suavizado o alisado son técnicas de tipo predictivo más que descriptivo. Resultan más adecuados para pronosticar, y proporcionan pronósticos razonables para horizontes de predicción inmediatos. Además, los resultados que se obtienen con ellos son satisfactorios, incluso cuando no se dispone de un gran número de datos históricos. A diferencia de los métodos de descomposición estacional, para aplicar los de suavizado no es necesario que la serie presente comportamiento estacional. Dentro de estos últimos existen modelos para series con tendencia constante sin estacionalidad, para series con tendencias no constantes y para series con tendencias no constantes y estacionalidad.
- Los modelos ARIMA, son los más generales e incluyen muchos de los otros modelos como los de alisado exponencial en caso particular. La ventaja de aplicar este modelo es que proporciona predicciones sin necesidad de la existencia de ningún tipo de condición previa. Estos modelos expresan la observación en el tiempo t como una función lineal de las observaciones previas, un término del error actual, y una combinación lineal de los términos del error previo.

Secuencia Metodológica para el pronóstico de la demanda en la actividad hotelera

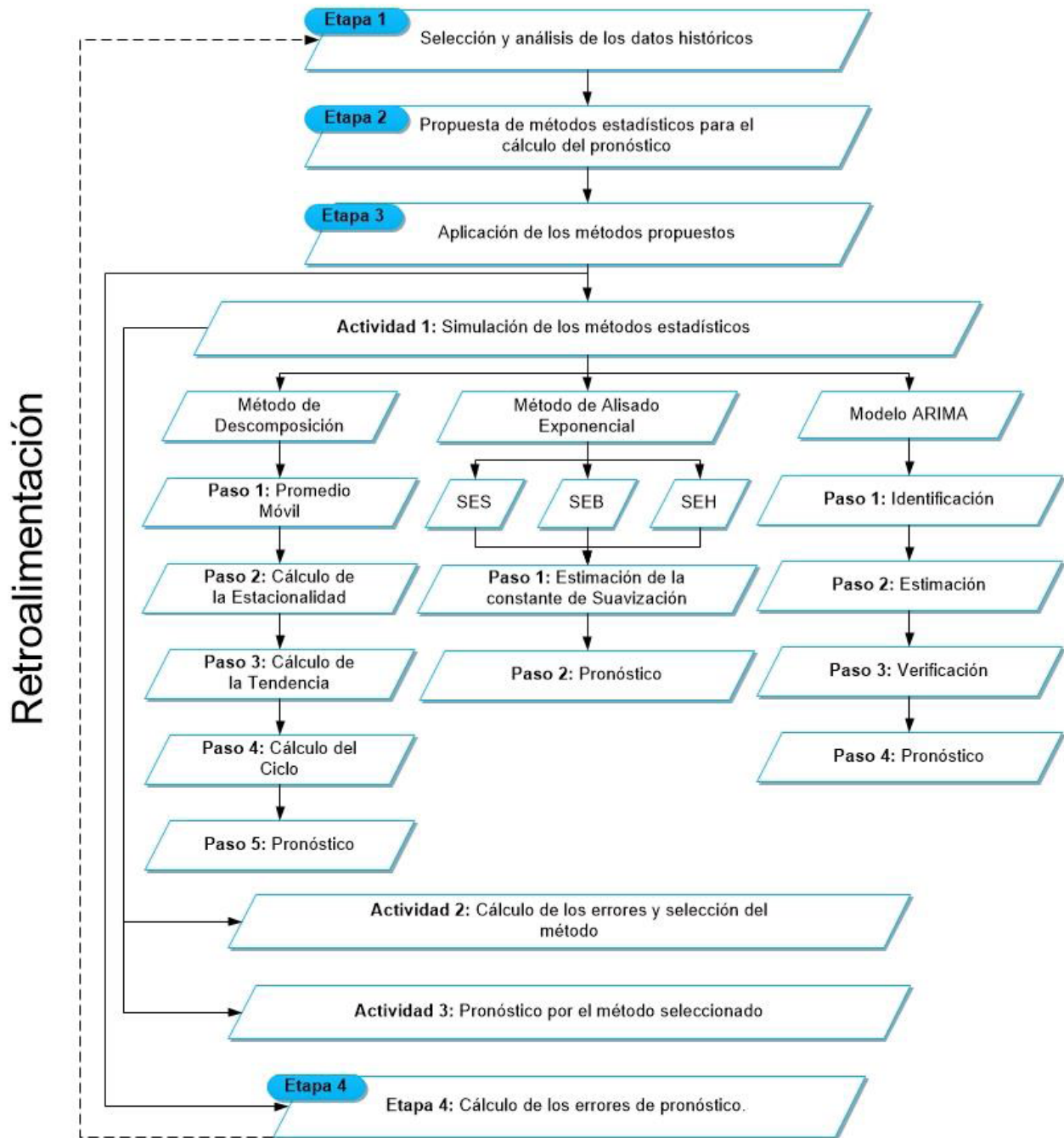


Figura 2. Secuencia Metodológica. **Fuente:** Hernández, A. y Almeida, R. J

Etapa 3: Aplicación de los métodos propuestos

En esta etapa se expondrán los cálculos de los modelos seleccionados de los cuales el método de descomposición se presentará mediante cálculos establecidos en hojas de Excel debido a su fácil tratamiento estadístico, mientras que los restantes métodos serán analizados a través del software estadístico STATGRAPHICS por el alto grado de complejidad de los cálculos que los integran, por esta razón el autor considera emplear esta herramienta estadística para simplificar y validar la información que se genera con el fin de obtener un pronóstico lo más cercano a la realidad basado en los datos históricos.

Actividad 1: Simulación de los métodos estadísticos

Seguidamente se expondrán las metodologías a seguir en los métodos seleccionados, es válido resaltar que por el grado de dificultad más simple que presenta el Método de Descomposición se detallarán sus cálculos estadísticos casi en su totalidad, mientras que en los Métodos de Alisado y el modelo ARIMA solo se presentarán sus resultados a través de cálculos computacionales por el mayor grado de dificultad de sus análisis y se hará referencia a la interpretación de los mismos.

Método de descomposición

El objetivo de este método consiste en descomponer el patrón de una serie de tiempo, en sus componentes: estacionalidad, tendencia y ciclo. Una vez que se tienen identificados los componentes, es más sencillo predecir el futuro y comprender mejor el patrón de la serie de tiempo.

La descomposición se basa en la idea de que cualquier serie de tiempo se compone de un patrón más el error causado por la aleatoriedad (Datos = patrón + error) mientras que el patrón se puede descomponer en sus elementos, tendríamos: (Patrón = tendencia, estacionalidad y ciclo) así el modelo de descomposición es: $Y_t = (St, Tt, Ct, Rt)$

donde:

Y_t = Valor de la serie de tiempo (datos reales)

St = Componente estacional en el período t

Ct = Componente cíclico en el período t

Rt = Componente aleatorio en el período t

Normalmente la función entre los componentes del patrón puede ser aditiva o multiplicativa, según (Makridakis & Wheelwright, 2000) esta última es la más utilizada, por lo tanto, el modelo quedaría de la siguiente forma: $Y_t = (St)(Tt)(Ct)(Rt)$

Paso 1. Promedio Móvil

Para iniciar se calculará el promedio móvil de los datos históricos. La idea fundamental es encontrar a través de un índice estacional que tanto está por encima o por abajo en promedio, cada uno de los valores mensuales en función de la ocupación anual. Primero es necesario calcular el promedio móvil de cada n observaciones, es decir, el primer valor es el promedio de los valores reales del período t_1 al t_n , el siguiente valor es el promedio de los valores reales del período t_2 al t_{n+1} y así sucesivamente.

El siguiente paso consiste en determinar el promedio móvil centrado. Si el índice estacional es un número par, por ejemplo, para un índice estacional anual ($n=12$), el promedio de los meses 1-12, corresponde al mes 6.5, mientras que el promedio del período 2-13 corresponde al mes 7.5, así que, si promediamos ambos, $6.5+7.5 = 14/2 = 7$, obtenemos el promedio móvil centrado del mes 7.

Cuando el índice es mayor que 1, significa que el valor de ese período se encuentra por encima del promedio de los datos históricos, si el índice es menor de uno, el valor de ese período es menor que el promedio de los datos históricos.

Por último, se promedian los índices de los períodos correspondientes, con lo que se obtiene los índices para cada uno de los períodos del índice estacional, $t_1, 2, \dots, t_n$

Los valores del promedio móvil centrado (PC) no tienen estacionalidad ni aleatoriedad, así que podríamos decir que el promedio móvil únicamente contiene los elementos de tendencia y ciclo

$$PC = T \times C$$

Paso 2. Cálculo de la Estacionalidad

Al dividir los datos históricos entre el promedio móvil centrado, tendríamos:

$$YPC = (S)(T)(C)(R)(T)(C) = (S)(R)$$

La ecuación anterior presenta el componente aleatorio o error (R) y la estacionalidad (S). Como se observa el componente aleatorio no sigue un patrón, se integra con las fluctuaciones al azar, si sumamos estas fluctuaciones, obtendríamos un valor de cero o muy cercano. Por definición este valor es cero.

Para eliminar el componente aleatorio de la ecuación anterior y aislar el componente estacional, es necesario calcular los índices estacionales para cada período y después promediarlos.

Al promediarlos se elimina el componente aleatorio de los índices estacionales.

Índice estacional del período: se obtiene dividiendo el valor histórico del período (Y_t) entre el valor del promedio móvil. Si el valor del índice es mayor de 1, indica que el valor real es mayor que el promedio, mientras que, si el índice es menor que 1, el valor real es menor que el promedio.

A partir de los índices estacionales, obtenemos la sumatoria de éstos, la cual debe ser igual a n .
 $\sum S_t n t = 1 = n$

Normalmente, hay pequeñas diferencias entre ambos valores. Para eliminar esta variación, se ajustan los índices con un prorrateo simple. Dividimos n entre el valor de la suma de los promedios, este factor se multiplica por cada uno de los índices calculado, con lo que se obtienen los índices estacionales ajustados (Sta) de la serie de tiempo. Así tenemos $Sta = [n \sum Stnt = 1]t$

Paso 3. Cálculo de la Tendencia

La tendencia puede ser global, teniendo en cuenta todos los datos históricos o bien del período inmediato anterior. En función de la distribución de los datos históricos, la tendencia puede tener alguna forma funcional, por lo que el pronosticador debe decidir cuál de ellas se ajustan mejor al patrón de los datos disponibles.

Paso 4. Cálculo del Ciclo

Como se estableció en el paso 1, el promedio móvil centrado es igual a la tendencia por el ciclo, si se divide entre la tendencia tenemos: $PCT = (T)(C)T = C$

El significado del ciclo es semejante al índice de estacionalidad, cuando el ciclo presenta un valor mayor a 1, significa que en ese período la actividad económica fue mayor que en promedio, si el caso fue contrario, el índice del ciclo es menor de 1.

Los cambios en el ciclo económico, son impredecibles y dependen de una gran variedad de factores. Para realizar el pronóstico, es necesario asignarle un valor al índice del ciclo, es decir: $Ct = Ct - 1$

Paso 5: Pronóstico

Para obtener el pronóstico para el período 2012-2016 es necesario multiplicar el promedio móvil centrado (está compuesto por la multiplicación de la tendencia y el ciclo) con el índice estacional ajustado (este se repetirá en todos los años, es decir, el valor de enero corresponde para cada enero de cada año y así sucesivamente con cada mes). La fórmula para emitir dichos pronósticos sería: $Yt = (PC)(Sta)$

Método de alisamiento exponencial

Suavizamiento Exponencial

Los modelos Suavizamiento Exponencial Simple y Suavizamiento Exponencial Lineal de Brown estiman tendencias similares a los modelos de Tendencias Media y Lineal, respectivamente. Sin embargo, estos lo hacen ponderando las observaciones recientes más pesadamente que las que están más allá en el pasado. Para generar los pronósticos, hasta tres pasos de un suavizamiento exponencial son hechos: $St_{t+1} = \alpha Yt + (1-\alpha)St - 1$, $St_{t+2} = \alpha St_{t+1} + (1-\alpha)St - 1$, $St_{t+3} = \alpha St_{t+2} + (1-\alpha)St - 1$,

Suavización exponencial simple

Este método se fundamenta en la sencilla idea de que es posible calcular un nuevo promedio a partir de otro antiguo y la demanda observada más reciente.

Paso 1: Estimación de la constante de suavización

Esta constante de suavización se escoge dependiendo del comportamiento de los datos históricos, para ello se establece en un intervalo de $0 < \alpha < 1$, para darle peso a las observaciones.

Paso 2: Pronóstico

Una vez establecida la constante de suavización α , se procede a determinar el pronóstico con la siguiente fórmula: $Y(k) = \alpha Y_t + (1 - \alpha) S_{t-1}$,

Suavizamiento Exponencial Lineal de Brown

Este método se diferencia del anterior al realizar dos suavizaciones exponenciales de los cuales se obtendrá el pronóstico.

Paso 1: Estimación de la constante de suavización

Se debe establecer la constante de suavización α en un inicio y seguido realizar dos suavizaciones exponenciales, la primera se aplica a los valores observados en la serie de tiempo, es decir, se sustituye con los primeros valores, y en la segunda se sustituyen los otros valores en el resultado de la función de la primera ecuación.

Paso 2: Pronóstico

Una vez establecida la constante de suavización α , y realizadas las dos suavizaciones exponenciales se procede a estimar el pronóstico con la siguiente fórmula:

$$Y_t(k) = 2S_{t,-} - S_{t,,} + k\alpha(1 - \alpha)(S_{t,-} - S_{t,,})$$

Suavizamiento Exponencial Lineal de Holt

El Suavizamiento Exponencial Lineal de Holt es similar al Suavizamiento Exponencial de Brown en que genera pronósticos que siguen una tendencia lineal y se diferencia de esta y de la Suavización Exponencial Simple al estimar dos constantes de suavización.

Paso 1: Estimación de las constantes de suavización

El procedimiento de Holt usa dos constantes de suavizamiento, α y β , uno para estimar el nivel de la serie en el tiempo t y la segunda para estimar la pendiente. Una vez establecidas las constantes se prosigue a realizar una suavización y a estimar la pendiente, el procedimiento es como sigue:

4. Suavizar los datos para estimar el nivel usando

$$S_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(S_{t-1} + T_{t-1})$$

5. Suavizar el primer suavizador para estimar la pendiente usando

$$T_t = (S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}$$

Paso 2: Pronóstico

Al establecida las constantes, la suavización y la estimación de la pendiente se cuenta con información suficiente para estimar el pronóstico de este método empleando la ecuación siguiente:
 $Y(k) = S_t + kT_t$

Método de Box-Jenkins (Procesos ARIMA)

Las etapas que se deben seguir en la elaboración de un modelo ARIMA con fines predictivos según (Rosales, 2008) son las siguientes:

Paso 1. Identificación.

Este paso consiste en detectar el tipo de proceso estocástico que ha generado los datos. Esto significa encontrar los valores adecuados de p , d y q del modelo ARIMA. Las herramientas fundamentales en la identificación son el correlograma muestral y el correlograma parcial muestral.

Es importante tener en cuenta que antes de usar los criterios de identificación de la Función de Autocorrelación (FAC) y de la Función de Autocorrelación Parcial (FAP) se debe lograr una serie estacionaria. Para ello, se efectúan las pruebas de estacionariedad a la serie original. En caso de que esta no sea estacionaria, la variable puede diferenciarse d veces hasta que ésta sea estacionaria. Mediante este procedimiento se identifica el orden de integración d del modelo ARIMA.

Puesto que en la práctica no se observan la FAC y la FAP teóricas, se usan las FAC y FAP estimadas, las cuales presentan cierto error estadístico. Lo que se busca es encontrar la mayor exactitud entre la FAC y FAP teóricas y estimadas, en tanto que la identificación del modelo ARIMA requiere de habilidad, la cual se obtiene con la práctica.

Cabe anotar, que, en el procedimiento de identificación de p y q , se consideran aquellos rezagos estadísticamente significativos, por lo cual no es necesario incluir rezagos intermedios hasta p o q si éstos no son significativos.

Paso 2. Estimación.

En este paso se estiman los coeficientes de los términos autorregresivos y de media móvil incluidos en el modelo, cuyo número de rezagos p y q ya han sido identificados en el paso anterior.

Algunas veces la estimación se efectúa por mínimos cuadrados lineales, pero en otras se recurre a la estimación no lineal de los parámetros. Este último procedimiento utiliza un algoritmo para minimizar la suma de los cuadrados de los residuos, comenzando con algún valor inicial de los parámetros del modelo. En general el algoritmo busca si otro vector de parámetros mejora el valor de la función objetivo, produciendo iteraciones sucesivas hasta alcanzar la convergencia. Los paquetes estadísticos efectúan este procedimiento a través de rutinas de computador en las que se tienen definidos los parámetros iniciales, así como los criterios de convergencia.

Teóricamente el método de mínimos cuadrados ordinarios en la medida que las muestras sean grandes posee propiedades asintóticas, esto quiere decir que se generan estimadores asintóticamente consistentes y convergen a una distribución normal, por lo que las pruebas hipótesis convencionales sobre los parámetros del modelo serán válidas.

La estimación del modelo ARMA (p, q) se efectúa para la serie que se ha comprobado que es estacionaria. En la práctica los modelos más comunes son los autorregresivos, muchas de las series económicas se pueden representar por medio de un modelo AR (1). Sin embargo, el modelo ARMA debería ser la primera opción, teniendo en cuenta que la inclusión de términos adicionales MA puede mejorar las propiedades estadísticas de la estimación. Los modelos MA son poco comunes y en la práctica a todos los modelos se les incorpora la constante o intercepto. Debido a que en la práctica es difícil identificar con exactitud el orden p y q del modelo ARMA, se suelen plantear dos o más modelos plausibles, que luego de ser estimados son útiles para la elección del más apropiado.

Paso 3. Verificación de Diagnóstico.

En este paso se busca evaluar si el modelo estimado se ajusta a los datos en forma razonablemente buena, ya que es posible que exista otro modelo ARMA que también lo haga. A este paso también se le conoce como validación o comprobación de diagnóstico en la cual se efectúan algunas pruebas antes de hacer uso del modelo para la predicción.

La validación o verificación incluye el análisis de los coeficientes o parámetros del modelo, la evaluación de la bondad de ajuste y análisis de los residuos.

Análisis de los coeficientes

Se desea que el modelo ARMA (p, q) estimado cumpla con las condiciones de estacionariedad e invertibilidad y que exista significancia estadística en los rezagos incorporados. Teniendo en cuenta las propiedades asintóticas de la estimación por mínimos cuadrados ordinarios, los

estadísticos t de student pueden 40 utilizarse para probar significancia individual de cada uno de los coeficientes hasta p y q Bondad de Ajuste

I. R2 Ajustado

Debido a que en la fase de identificación se postula más de un modelo tentativo, en el diagnóstico o validación es importante identificar cuál de los modelos presenta una mejor bondad de ajuste. Una herramienta para ello es el R2 ajustado, el cual es corregido por los grados de libertad resultantes de introducir parámetros adicionales en el modelo. Por esta razón es más aconsejable el R2 ajustado que el R2, ya que el primero en cierto modo tiende a evitar la sobre parametrización.

Sin embargo, el R2 ajustado tiene validez solamente cuando se comparan modelos en los que se han tomado el mismo número de diferencias.

Esto se sustenta en que la varianza total depende del número de diferencias que se haya tomado. Debido a esta limitación del R2 se han propuesto medidas alternativas en las que se destacan el Akaike Information Criterion – AIC o el Schwartz Criterion – SC.

II. AIC y SC

El AIC y SC son herramientas estadísticas útiles para elegir el número adecuado de rezagos p y q del modelo ARMA. Ambos criterios se basan en la utilización de la suma de los cuadrados de los errores, buscando minimizarla a partir de diversas combinaciones de p y q. A esta prueba se le conoce como la prueba de parsimonia.

La expresión del AIC también llamado Criterio de Información Bayesiana – BIC es la siguiente:
 $AIC = \ln(\hat{\sigma}^2) + 2kn$

La fórmula de cálculo del SC es: $SC = \ln(\hat{\sigma}^2) + k \ln(n)$

Donde k es el número agregado de parámetros incluido el intercepto si se ha incorporado en la estimación, es decir $k = p + q + 1$, y n es el número utilizable de observaciones. Al efectuar el diagnóstico se desea que tanto el AIC y el SC den lo menor posible al comparar modelos con diversas combinaciones de p y q. En este proceso es importante considerar que los rezagos adicionales deben ser significativos, puesto que si éstos no los son aumenta k sin que la suma de cuadrados de los errores se reduzca. En la literatura se cita que el AIC tiende a sobreestimar el número de rezagos, por lo que se planteó el SC.

Análisis de los residuos

El supuesto de que los errores del modelo son un proceso puramente aleatorio (media cero, varianza constante y no correlación serial) debe verificarse. Para ello es posible efectuar varios análisis:

I. Gráfico de los residuos

Consiste en una gráfica de los errores en función del tiempo. La gráfica puede revelar a simple vista si por ejemplo es admisible la hipótesis de varianza constante o correlación.

II. Correlograma de los residuos y el estadístico Ljung – Box.

Se evalúa con el correlograma que los errores del modelo son ruido blanco. En caso de no serlo, es indicativo de que hay alguna estructura remanente del modelo que no se logró capturar. La manera de efectuar la prueba es mediante la inspección del comportamiento del correlograma muestral a medida que aumenta el número de rezagos y a través del estadístico Ljung – Box – LB. El estadístico es utilizado para efectuar una prueba de hipótesis de significancia conjunta, la cual se describe a continuación: $H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_m$ H_1 : Al menos un $\rho_k \neq 0 \forall k=1, 2, \dots, m$

Estadístico de prueba es $LB = n(n+2) \sum_{k=1}^m \rho_k^2 / (n - k)$ $\sim \chi^2_{1-\alpha, m-p-q-1}$ g.l. 2, donde α es el nivel de significancia. En caso de que el estadístico LB sea pequeño de tal forma que no pueda rechazarse H_0 , se puede afirmar que los errores del modelo siguen un proceso ruido blanco. Igualmente, se puede utilizar el estadístico Q. 42

III. El Histograma.

Generalmente se acostumbra probar que los errores del modelo siguen distribución normal. Para ello, se construye el histograma de frecuencias. En caso de que el modelo cuente con errores autocorrelacionados se volverá a la etapa de identificación con el objeto de reformular el modelo hasta que los errores sigan un proceso puramente aleatorio.

Paso 4. Pronóstico.

Para pronosticar un período futuro a partir del modelo seleccionado; es decir aquel que es “el mejor” resultante de las etapas anteriores, es importante considerar si la variable original fue diferenciada.

Actividad 2: Cálculo de los errores y selección del modelo

Al concluir la simulación de los métodos escogidos se procederá a realizar el análisis de los errores aplicando lo expuesto en el capítulo 1, los resultados se tomarán como criterio de selección para determinar cuál de los tres métodos escogidos con anterioridad ofrece el mejor pronóstico.

Actividad 3: Pronóstico por el método seleccionado

Una vez que se seleccione el método que mejor se ajuste a la serie de tiempo se procederá a emitir un pronóstico mensual para el año 2017 con un intervalo de confianza del 95% el cual hará más fiable el resultado para este período.

Etapas 4: Cálculo de los errores de pronóstico.

Otra forma de seguir validando el pronóstico previamente calculado es analizar su relación con el comportamiento real de la variable estudiada, para ello se tiene en cuenta el cálculo del error de

pronóstico. La base para realizar este cálculo será el valor total de turistas días reales del primer trimestre del año 2017.

Conclusiones

La fundamentación teórica abordada sobre los pronósticos permitió al autor emitir su propia definición sobre el término y sentar las bases metodológicas que sustentan el desarrollo de la presente investigación. Los métodos propuestos (junto a otras herramientas estadísticas) se configuran como una secuencia metodológica sustentada en etapas, actividades y pasos los cuales siguen un orden lógico permitiendo la aplicación de un criterio de selección basado en varias pruebas que estiman el margen de error del pronóstico. Con el desarrollo de la secuencia metodológica propuesta, se logró generar un modelo cuantitativo para pronosticar la demanda en el sector turístico.

Bibliografía

Álvarez Maldonado, J., & Duran Arce, D. (2013). ESTRATEGIA DE REVENUE MANAGMENT PARA HOTEL CUENCA (Tesis de Grado). Cuenca:

UNIVERSIDAD DE CUENCA.

Arce, J. F. (2013). ESTRATEGIA DE REVENUE MANAGMENT PARA HOTEL CUENCA (Tesis de Grado). Cuenca: UNIVERSIDAD DE CUENCA.

Ballou, R. (2007). Logística Administración de la Cadena de Suministros. México: Pearson Prentice Hall.

Buffa, E., & Sarín, R. (2005). Administración de la Producción y las Operaciones. México: Editorial Limosa.

Chase, R., & Alquilano, N. (2009). Administración de operaciones, producción y cadena de suministros. México: Mc Graw Hill.

Chile, U. C. (2016). El concepto de revenue management busca aumentar las-ICS-1513. Recuperado el 5 de enero de 2017, de <https://www.coursehero.com>.

Demarco, N. (2006). Yield Management: Significado y aplicación en hoteles 5 estrellas de la ciudad de Buenos Aires (Tesis de Grado). Buenos Aires: Universidad Abierta Interamericana.

Eppen, G., Gould , F., Schmidt, C., Moore, J., & Weatherford, L. (2000).

Investigación de operaciones en la. pp. 605-645. Prentice Hall, México D.F.: ISBN 970-17-0270-0.

España, G. d. (2012). Manual de Revenue Management (RM) para hoteles y alojamientos rurales. (red.es, Ed.) Recuperado el 5 de enero de 2017, de www.alojamientosconectados.es.

Gómez, R. L. (2005). "Metodología para el cálculo de un pronóstico de ocupación en un hotel de playa: Un estudio de Caso". México, D.F., México: Instituto Politécnico Nacional.

Gutiérrez, A. F. (2012). Manual de pronósticos para la toma de decisiones. México:Editorial Digital Instituto de Monterrey.

Jiménez, J., Gázquez, J., & Sánchez, R. (2006). La capacidad predictiva en los métodos Box-Jenkins. 15(núm. 3), 185-198.

Makridakis, S., & Wheelwright, S. (2000). Métodos de Pronósticos. Limusa, México: ISB 968-18-4879-9.

Monarquía, B. L. (6 de julio de 2016). El revenue management aplicado a la hostelería. Recuperado el 16 de enero de 2017, de <http://blog.menorquina.com>.

Nahmias, S. (2007). Análisis de la Producción y operaciones. México: Mc Graw Hill. Peralta, D. A. (2010). Estudio y mejoramiento de los resultados del sistema de revenue (memoria para optar al título de ingeniero civil industrial). Santiago de Chile: Universidad de Chile.

Pindyck, R., & Rubinfeld, D. (2001). Econometría, modelos y pronósticos. México, D.F.: Editorial Mc Graw Hill.

Rodríguez, Y. P. (2016). Aplicación de un procedimiento de Revenue Management para la actividad hotelera. Caso de estudio: Hotel Brisas del Caribe.

Matanzas: Universidad de Matanzas.

Rosales, R. (2008). METODOLOGÍA BOX - JENKINS. Universidad de los Andes, Facultad de Economía.

Spendolini, M. J. (de 1992). Benchmarking. Bogotá, Colombia: Editorial norma