



## Pronóstico de la demanda de visitantes internacionales: el caso de México

Rómulo Sánchez  
Escuela de Negocios, UDLAP  
[romulo.sanchez@udlap.mx](mailto:romulo.sanchez@udlap.mx)

Nora Gavira Durón  
Escuela de Negocios, UDLAP  
[nora.gavira@udlap.mx](mailto:nora.gavira@udlap.mx)

Recibido el 04 de abril de 2016; aceptado el 22 de junio de 2016 Disponible en Internet el 29 de junio de 2016

### Resumen:

El objetivo de este trabajo es identificar el modelo más eficiente para pronosticar el flujo agregado total de visitantes internacionales a México, partiendo del supuesto de que se trata de una serie jerárquica. En la bibliografía especializada se afirma que en el caso de este tipo de series, los enfoques jerárquicos son más eficientes que los no jerárquicos, pero dicha afirmación no ha sido comprobada en un gran número de casos reales. Asimismo, no se ha demostrado que los métodos jerárquicos son sistemáticamente superiores a los métodos no jerárquicos para realizar pronósticos de series jerárquicas. La evaluación de un amplio grupo de métodos de pronóstico se realizó siguiendo la metodología tradicional de seleccionar una muestra de los datos para estimar los modelos y, posteriormente, realizar la prueba de cada modelo. Se utilizó el error promedio absoluto escalado MASE (por sus siglas en inglés, *mean absolut scaled error*) como criterio para seleccionar el método más eficiente. En las conclusiones se indica que, en el caso analizado, algunos métodos jerárquicos son más eficientes que algunos de los métodos no jerárquicos, aunque no se comprueba que son sistemáticamente más eficientes. Por su enfoque y alcance, el trabajo contrasta con estudios que se concentran en analizar, evaluar o modelar la demanda total del país o de una subcategoría (v.g. turistas).

**Palabras clave:** Pronóstico, Modelos jerárquicos, Series de tiempo, Visitantes.

**Códigos JEL:** C13, C19, C22, C43, C52

## Forecast of demand of International visitors: the case of México

### Abstract:

The aim of this paper is to identify the most efficient forecasting model of international visitors to Mexico. It is argued that the international visitors data series is of a hierarchical type. The received theory of hierarchical forecasting claims that hierarchical methods are systematically the best forecasting models of hierarchical time series. That claim, however, has not been evaluated in a large number of cases. Moreover, it has not been consistently demonstrated that hierarchical forecasting methods are more efficient than non-hierarchical ones. For that reason, several hierarchical and non-hierarchical methods are evaluated, following the conventional approach of selecting two samples (i.e. training and test sets). Our findings indicate that, in the case of international visitors to Mexico, some (but not all) hierarchical methods are more efficient than non-hierarchical methods. Because of its approach, this research stands apart from studies that concentrate on the analysis and modeling of the demand of international visitors at the most aggregated level (total visitors) as well as disaggregated level (i.e. tourist demand).

**Keywords:** Forecast, Hierarchical models, Time Series, Visitors.

**JEL codes:** C13, C19, C22, C43, C52



## 1. Introducción

Por lo general, los gobiernos suelen estar interesados en incrementar el ingreso derivado de la presencia de los visitantes internacionales debido a que esta población demanda bienes y servicios locales diversos por los que paga en moneda nacional adquirida con divisas extranjeras. En principio, este interés debería reflejarse en la formulación de una combinación óptima de políticas destinadas a apoyar las actividades para incrementar tanto el flujo de visitantes como el gasto promedio por visitante por subcategoría: turistas (fronterizos y no fronterizos) y excursionistas (peatones y automovilistas), entre otras. La experiencia indica, no obstante, que los gobiernos tienden a privilegiar las políticas para fomentar el turismo de internación, el cual está asociado con los visitantes clasificados como turistas no fronterizos. Esto se debe, entre otras razones, a que éstos permanecen más tiempo en el país y, consecuentemente, gastan más, en promedio, que otras categorías y subcategorías.

El sesgo institucionalizado hacia políticas que fomentan el turismo de internación, constituye, en el caso de países que cuentan con costas y zonas fronterizas amplias y dinámicas, una severa limitación gubernamental para el desarrollo y evaluación de un conjunto óptimo de políticas tendientes a maximizar el ingreso proveniente de los visitantes internacionales (Vargas-Hernández, J.G, 2005). Los turistas y excursionistas fronterizos, en México, por ejemplo, aportan relativamente menos ingresos que otras subcategorías a pesar que representan una porción muy importante de los visitantes internacionales totales. La implementación de políticas tendientes a incrementar un modesto aumento en el gasto promedio de los visitantes fronterizos pudiera impactar significativamente el incremento del ingreso total proveniente de los visitantes internacionales. Esta política es complementaria a la política implementada para



incrementar el flujo de turistas no fronterizos. La política de atraer a más visitantes de una subcategoría relativamente pequeña, pero que, en promedio, gasta más que otras subcategorías, debería ser combinada con la política de favorecer el aumento del gasto promedio del visitante que pertenece a una categoría relativamente grande, pero que, en promedio, permanece menos tiempo en el país que el visitante de otras subcategorías.

En relación con la variable flujo de visitantes, se debe tener presente la restricción de consistencia en el agregado de los pronósticos por categoría y nivel, el pronóstico de la suma de los pronósticos por subcategoría no necesariamente es igual al pronóstico de la suma de las categorías agregadas; por lo tanto, si se pronostica el agregado total de visitantes es necesario especificar un método consistente y válido de desagregación por categoría y subcategoría y teniendo en consideración la trayectoria real de la variable.

Esta consistencia también se requiere en el caso de que se proceda de abajo hacia arriba (subcategorías, categorías hasta conseguir la agregación máxima). Asimismo, la consistencia es un requerimiento en el caso que se parta de algún nivel de agregación intermedio, aunque es preciso señalar que en esta situación se debe agregar consistentemente hacia arriba y desagregar consistentemente hacia abajo. Una cuarta opción disponible es pronosticar con base a una combinación óptima de ponderaciones de los pronósticos realizados de forma independiente.

En este trabajo se presenta un modelo de pronóstico del flujo de personas considerando que se trata de una agregación de flujos por categorías y niveles; este reto dista de ser trivial debido a que el analista tiene a su disposición una amplia variedad de modelos para realizar pronósticos. Estos modelos se pueden clasificar en dos grandes clases, tipos o categorías: a) los que parten



de la identificación de las variables explicativas de la trayectoria de la variable de interés y b) los que enfatizan factores propios de la serie de tiempo (secularidad, ciclicidad, estacionalidad y aleatoriedad) que explican la trayectoria de la variable de interés. Adicionalmente, en cada una de estas categorías hay varios modelos disponibles. Por ejemplo, modelos de regresión múltiple diversos (categoría A) y modelos de análisis de series de tiempo (categoría B). El analista tiene también la posibilidad de combinar técnicas y enfoques (jerárquicos vs no jerárquicos). Si el analista tiene acceso a infraestructura computacional avanzada puede, en principio, probar todos los modelos y combinación de modelos que considere apropiadas.

El objetivo de este trabajo, en particular, es identificar el modelo más eficiente para pronosticar el flujo de visitantes totales; su enfoque y alcance, difiere o contrasta con estudios que se concentran en analizar, evaluar o modelar la demanda total del país o de una subcategoría (Roselló N. et al, 2005, Ascanio, 2004, Esteban T., 2004, Gundín, Abad G., Alzúa S., & Grijalba, 2003). En trabajos posteriores se abordará la tarea de seleccionar la técnica más eficiente para pronosticar la variable gasto promedio. Esta variable representa retos de pronóstico distintos a los de agregación-desagregación. En un tercer trabajo se realizarán combinaciones de pronóstico de las dos variables para determinar cuál combinación de técnicas resulta más eficiente para pronosticar el ingreso total asociado con los visitantes internacionales.

## **2. Los Modelos de Series de Tiempo**

Los métodos de pronóstico cuantitativos no jerárquicos explican un patrón de comportamiento histórico de la variable analizada y asumen que dicho comportamiento contiene suficiente información para pronosticar el comportamiento de la variable. En este contexto, se asume que

los elementos que componen la serie (secularidad, ciclicidad, estacionalidad y aleatoriedad) son suficientes realizar pronósticos razonables de corto plazo. A continuación se presentan de manera simplificada los modelos no jerárquicos (una sola serie) más utilizados (Hyndman, 2014, Montemayor, 2012):

- Media (*Mean*)

Según este método, el pronóstico es igual a la media de los datos históricos  $y_1 + \dots + y_T$  y  $h$  es el periodo a pronosticar:

$$\hat{y}_{T+h|T} = \bar{y} = (y_1 + \dots + y_T) / T \quad (1)$$

- Ingenuo (*Naive*)

En este caso, cada pronóstico es igual al último valor observado:

$$\hat{y}_{T+h} = y_T \quad (2)$$

- Ingenuo Estacional (*Seasonal Naive*)

De manera similar al método anterior, pero teniendo presente que el pronóstico debe ser igual al último valor observado correspondiente al valor observado de la misma estación del año (v.g. el mismo mes o trimestre o bimestre del año previo).

$$y_{\lfloor \frac{h-1}{m} \rfloor + 1} \text{ donde } m = \text{periodo estacional} = \left\lfloor \frac{(h-1)}{m} \right\rfloor + 1, \quad (3)$$

Siendo  $\lfloor (u) \rfloor$  la parte entera de  $(u)$ .

- Camino Aleatorio (*Random Walk with Drift*)

Una variación de método ingenuo consiste en permitir que el pronóstico aumente o disminuya en el tiempo, con una cantidad de cambio llamada *drift* igual al promedio de cambio observado en la serie histórica. El pronóstico para el tiempo  $T + h$  está dado por:

$$y_T + \frac{h}{T-1} \sum_{t=2}^T (y_T - y_{T-1}) = y_T + h \left( \frac{y_T - y_1}{T-1} \right) \quad (4)$$

• Suavizado Exponencial y Variaciones de *Holt* y *Holt-Winters*

El pronóstico es calculado usando un promedio ponderado a partir de pesos o ponderaciones que decrecen exponencialmente de tal forma que las ponderaciones menores están asociadas con las observaciones iniciales:

$$\hat{y}_{T+1 | T} = \alpha y_T + \alpha(1 - \alpha)y_{T-1} + \alpha(1 - \alpha)^2 \alpha y_{T-2} + \dots, \quad (5)$$

$$\text{donde } 0 \leq \alpha \leq 1$$

Una representación alternativa es la siguiente:

$$\hat{y}_{t+1 | t} = \ell_t, \text{ ecuación de pronóstico} \quad (6)$$

$$\ell_t = \alpha y_T + (1 - \alpha) \ell_{T-1}, \text{ ecuación de suavizado} \quad (7)$$

El modelo exponencial fue extendido para hacer un pronóstico de datos con tendencia lineal y es conocido como suavizado lineal de *Holt*:

$$\hat{y}_{t+1 | t} = \ell_t + h b_t, \text{ ecuación de pronóstico} \quad (8)$$

$$\ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha) (\ell_{t-1} + b_{t-1}), \text{ ecuación de nivel} \quad (9)$$

$$b_t = \beta (\ell_t + \ell_{t-1}) + (1 - \beta) b_{t-1}, \text{ ecuación de tendencia} \quad (10)$$

Donde  $\ell_t$  denota un estimado en el tiempo  $t$  y  $b_t$  denota un estimado de la tendencia de la serie en el tiempo  $t$  y,  $\alpha$  y  $\beta$  son parámetros mayores o iguales a 0 y menores o iguales a 1.

Una variación de *Holt* al método lineal anterior se permite que el nivel la pendiente sea multiplicativa en vez de aditiva:

$$\hat{y}_{t+h | t} = \ell_t b_t^h$$

$$\ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha) (\ell_{t-1} b_{t-1}) \quad (11)$$

$$b_t = \beta \frac{\ell_t}{\ell_{t-1}} + (1 - \beta)b_{t-1}$$

Asimismo, se han realizado variaciones, conocidas en inglés como *damped trend methods*, para incluir un parámetro  $\emptyset$ , (mayor que 0 y menor a 1) para que los pronósticos de corto plazo se hagan con tendencia pero los de largo plazo sean constantes. Una variación es de tipo aditiva:

$$\hat{y}_{t+h | t} = \ell_t + (\emptyset + \emptyset^2 + \dots + \emptyset^h)b_t^h$$
$$\ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + \emptyset b_{t-1}) \quad (12)$$

$$b_t = \beta \frac{\ell_t}{\ell_{t-1}} + (1 - \beta)\emptyset b_{t-1}$$

Otra variación del método es multiplicativa:

$$\hat{y}_{t+h | t} = \ell_t b_t^{(\emptyset + \emptyset^2 + \dots + \emptyset^h)}$$
$$\ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} b_{t-1}^\emptyset) \quad (13)$$
$$b_t = \beta \frac{\ell_t}{\ell_{t-1}} + (1 - \beta)b_{t-1}^\emptyset$$

Otras variaciones, conocidas como de *Holt-Winters* para datos con estacionalidad  $S_t$ , cuya constante correspondiente  $\gamma$  varia es mayor que 0 y menor que 1, se presentan a continuación:

*Holt-Winters* Aditivo:

$$\hat{y}_{t+h | t} = \ell_t + hb_t + S_{t-m+h_m}^*$$
$$\ell_t = \alpha(y_t - S_{t-m}) + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + b_{t-1}) \quad (14)$$
$$b_t = \beta(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$
$$S_t = \gamma(y_t - \ell_{t-1} - b_{t-1}) + (1 - \gamma)S_{t-m}$$

Holt-Winters Multiplicativo:

$$\hat{y}_{t+h | t} = (\ell_t + hb_t)S_{t-m+h_m^+}$$
$$\ell_t = \alpha \frac{y_t}{S_{t-m}} + (1 - \alpha) (\ell_{t-1} + b_{t-1}) \quad (15)$$
$$b_t = \beta(\ell_{t-1} - \ell_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$
$$S_t = \gamma \frac{y_t}{(\ell_t + b_{t-1})} + (1 - \gamma)S_{t-m}$$

Otra variación importante de mencionar son los *damped trend methods*. Para resumir, se indica el *Holt-Winters Multiplicativo Damped Trend* por su utilidad práctica:

$$\hat{y}_{t+h | t} = (\ell_t + (\emptyset + \emptyset^2 + \dots + \emptyset^h) b_t) S_{t-m+h_m^+}$$
$$\ell_t = \alpha \frac{y_t}{S_{t-m}} + (1 - \alpha) (\ell_{t-1} + \emptyset b_{t-1}) \quad (16)$$
$$b_t = \beta(\ell_{t-1} - \ell_{t-1} + (1 - \beta)\emptyset b_{t-1})$$
$$S_t = \gamma \frac{y_t}{(\ell_t + \emptyset b_{t-1})} + (1 - \gamma)S_{t-m}$$

- Modelos de Suavizado Exponencial Simple con Errores (ETS)

En este modelo hay dos ecuaciones: una que describe la series (2.16) y una de transición (2.17) que captura los componentes no observados (nivel, estacionalidad, tendencia).

Note que se trata de una familia de modelos: aditivos y multiplicativos.

$$y_t = \ell_{t-1} + \varepsilon_t \quad (17)$$

$$\ell_t = \ell_{t-1} + \alpha \varepsilon_t \quad (18)$$

- ARIMA

ARIMA (p, d, q) donde:

p = orden de la parte autoregresiva;

$d$  = grado de la primera diferencia incluida;

$q$  = orden del promedio móvil.

El modelo puede ser escrito de la siguiente forma:

$$y'_t = c + \phi_1 y'_{t-1} + \dots + \phi_p y'_{t-p} + \theta_1 e_{t-1} + \dots + \theta_q e_{t-q} + e_t \quad (19)$$

Donde  $y'_t$  es la serie diferenciada, la cual puede haber sido diferenciada más de una vez. Un modelo ARIMA estacional se forma incluyendo la parte estacional en ARIMA  $(p, q, d)$ . Para simplificar: ARIMA  $(p, d, q) (P, D, Q)m$ , donde  $m$  es el número de periodos.

En muchos casos, los modelos no jerárquicos arrojan pronósticos aceptables; más aún, métodos poco sofisticados como la media y los ingenuos pronostican con menos error que los modelos más sofisticados; por esta razón, los analistas deben considerarlos como referencia para comparar los resultados obtenidos con modelos matemáticamente más elaborados. La naturaleza de la serie es un factor que debe tomarse en cuenta a la hora de utilizar un método de pronóstico, existen series que son el resultado de una agregación; en algunos casos, la agregación se realiza con base en criterios *ad hoc* y, en otros casos, se asume o considera un “lógica natural”. El uso de enfoques jerárquicos se justifica cuando se pronostican series agregadas o agrupadas. Tal enfoque debería arrojar pronósticos más exactos, pero como no hay garantía de que esto ocurra, siempre se comparan sus resultados con los resultados de enfoques no jerárquicos.

## 2.1 Métodos jerárquicos

La agregación (desagregación) en categorías naturalmente jerárquicas permite realizar pronósticos a partir de la dinámica propia de un segmento relativamente homogéneo. Al pronosticar la demanda de turistas fronterizos, se pronostica el número de visitantes

internacionales que pernoctarán y demandarán servicios de alojamiento, alimentos, bebidas y entretenimiento al menos una noche en las fronteras, de igual forma los visitantes de cruceros; debido a su modalidad de ingreso, demandarán servicios en puntos geográficos específicos como zonas portuarias. Este argumento también es válido para los casos de turistas no fronterizos o excursionistas fronterizos, unos y otros, independientemente de la modalidad de ingreso, demandarán bienes y servicios en regiones diferentes y durante lapsos de tiempo distintos. La importancia cuantitativa relativa de cada uno de estos segmentos varía tanto en términos de número de personas como de gasto promedio.

El modelo jerárquico (Hyndman, Forecasting: Principles & Practice, 2014) se muestra en la Figura 1, el cual consta de  $K = 4$  niveles, donde el nivel 1 (representa el agregado total) se define como una serie jerárquica. Cada nivel (de 1 a  $K$ ) muestra una mayor desagregación hasta llegar al nivel inferior  $K$  (mayor desagregación) de la serie. Las observaciones se registran en los instantes  $t = 1, 2, \dots, n$  y el objetivo es realizar pronósticos para cada serie en cada nivel en el tiempo  $t = n + 1, n + 2, \dots, n + h$ . Sea  $Y_t$  la suma de todas las series en el tiempo  $t$ . En un modelo jerárquico, las observaciones de niveles más altos se pueden obtener mediante la suma de la serie de abajo, así  $Y_t = \sum_i Y_{i,t}$ , donde los índices  $i$ , indican una serie genérica en el nivel 1 de la jerarquía, y  $Y_{i,t} = \sum_j Y_{ij,t}$ , etc. En términos de matrices,  $Y_{i,t}$  denota el vector de todas las observaciones del nivel  $i$  y tiempo  $t$ , entonces:

$$Y_t = [Y_t, Y_{1,t}, \dots, Y_{K,t}]'. \quad (20)$$

Utilizando la “sumadora” de matrices (Hyndman, Ahmed, Athanasopoulos, & Lin S., 2011),  $S$ , que almacena la estructura de la jerarquía,  $Y_t$  se puede encontrar a partir de la serie del nivel inferior.

$$Y_t = SY_{K,t} \quad (21)$$

La “sumadora” de matrices,  $S$ , es una matriz de orden  $m \times m_K$ . Dónde  $m$  es el número total de series en la jerarquía y el número de series en cada nivel es  $m_i$  (para  $i = 1, 2, \dots, K$ ). El modelo de pronóstico general asume que primero se calcula el pronóstico para cada serie en cada nivel base  $m$  para cada período  $n + 1, n + 2, \dots, n + h$ , basado en la información disponible hasta el tiempo  $n$ . Bajo el supuesto de (Hyndman, Ahmed, Athanasopoulos, & Lin S., 2011), que la combinación óptima del pronóstico base  $\hat{Y}_{X,n}(h)$ , (dónde  $X$  denota la serie pronosticada), es independiente de los datos, tenemos que para una serie jerarquía simple con sólo un nivel de desagregación  $K = 1$ , y con nodos  $m_1$  en el Nivel 1, los pesos están dados por:

$$S = \begin{bmatrix} 1111111 \\ 1111000 \\ 0000111 \\ 1100000 \\ 0011000 \\ 0000110 \\ 0000001 \\ 1000000 \\ 0100000 \\ 0010000 \\ 0001000 \\ 0000100 \\ 0000010 \\ 0000001 \end{bmatrix} \quad (22)$$

A continuación se presentan de manera resumida los distintos enfoques (Hyndman, 2014, Hyndman et al, 2011).

**De abajo hacia arriba:** En este caso se formulan pronósticos para las series base o subcategorías y luego se agregan en categorías y niveles o nodos. Por ejemplo:

$$\begin{aligned} \hat{Y}_{A,h} &= \hat{Y}_{AA,h} + \hat{Y}_{AB,h} + \hat{Y}_{AC,h} \text{ (nodo A)} \\ \hat{Y}_{B,h} &= \hat{Y}_{BA,h} + \hat{Y}_{BB,h} + \hat{Y}_{BC,h} + \hat{Y}_{BD,h} \text{ (nodo B)} \end{aligned} \quad (23)$$

$$\hat{Y}_{T,h} = \hat{Y}_{A,h} + \hat{Y}_{B,h} \text{ (nodo agregado)}$$

**De arriba hacia abajo:** La ventaja de este método radica en que sólo requiere sólo un pronóstico. Hay varios métodos para desagregar dicho pronóstico:

*Promedio de proporciones históricas:* Las proporciones se calculan para todas las series base. Este método refleja el promedio de las proporciones históricas que representan estas series del agregado total.

$$pj = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Y_{j,t} / Y_t \quad (24)$$

series  $j = 1, \dots, m_K$  ;  $Y_t =$  agregado total.

*Proporción de promedios históricos:* Tal como lo indica el nombre del método, en este caso implica estimar el valor histórico promedio de las series base relativo al valor promedio del agregado a través del tiempo:

$$pj = \sum_{t=1}^n \frac{Y_{j,t}}{n} / \sum_{t=1}^n \frac{Y_t}{n} \quad (25)$$

*Pronóstico de Proporciones:* En este caso, para cada nivel, de arriba hacia abajo, se calcula la proporción de cada pronóstico por serie base respecto al agregado de todos los pronósticos de las series base con K nodos o niveles:

$$pj = \prod_{l=0}^{K-1} \frac{Y_{t,k}^{(l)}}{S_{j,t}^{(l+1)}}$$

$$pj = \left( \hat{Y}_{AA,t} | S_{AA,t}^{(1)} \right) \left( \hat{Y}_{AA,t}^{(1)} | S_{AA,t}^{(2)} \right) = \left( \hat{Y}_{AA,t} | S_{A,t} \right) \left( \hat{Y}_{A,t} | S_{Total,t} \right) \quad (26)$$

$$\text{donde } S_{AA,t}^{(2)} = S_{Total,t} = \hat{Y}_{A,t} + \hat{Y}_{B,t} + \hat{Y}_{C,t} \text{ y } S_{AA,t}^{(1)} = \hat{Y}_{AA,t} + \hat{Y}_{AB,t}$$

**De un nivel intermedio hacia arriba y hacia abajo:** Este caso combina los dos tipos de métodos anteriores. Se comienza por hacer un pronóstico de nivel intermedio y subsiguiente. Para obtener los pronósticos de los niveles superiores al nivel de pronóstico se utiliza el método de abajo hacia arriba; y algún método de arriba hacia abajo para desagregar la información de las series base.

**Combinación Óptima:** Este método se basa en la aplicación del método de regresión para

reconciliar y combinar óptimamente los pronósticos. La idea general es derivada de los pronósticos base de la jerarquía varios pasos o periodos adelantados o en el futuro:

$$\hat{y}_h = S\beta_h + \varepsilon_h \tag{27}$$

dónde:  $\hat{y}$  es un vector de  $h$  pasos o periodos de pronósticos, las series base,  $\beta_h$  es la media desconocida de los valores futuros de los valores de las series base del nivel  $K$ , y  $\varepsilon_h$  representa el error de la regresión.

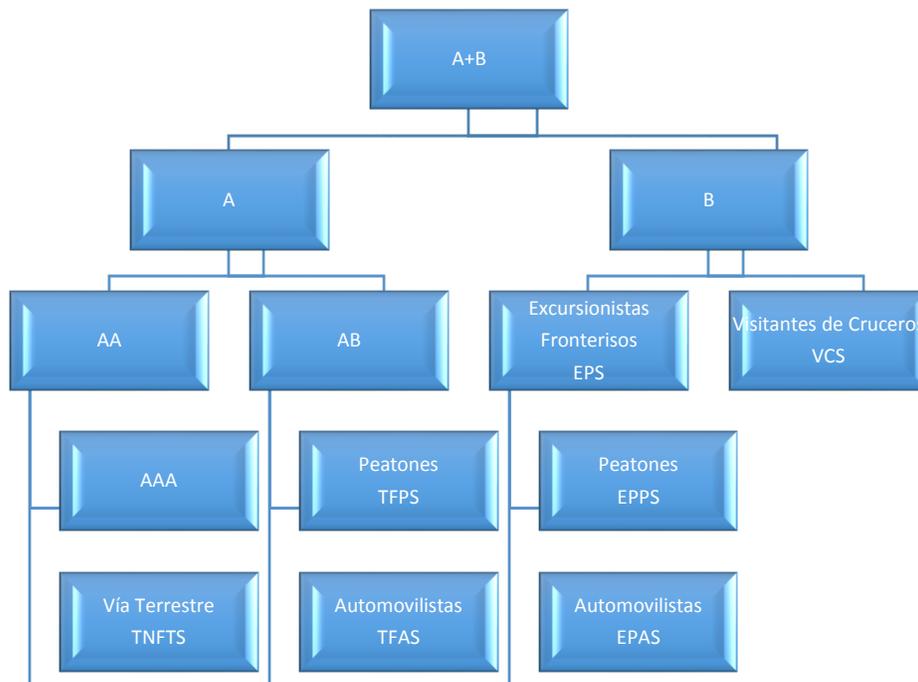
### 2.2 Medida de error

El error de pronóstico es simplemente la diferencia entre el dato original y el dato pronosticado:

$$e_i = y_i - \hat{y}_i \tag{28}$$

Donde  $y_i$  es el dato original y  $\hat{y}_i$  es el dato pronosticado. Usualmente, la serie de datos se divide en un conjunto de datos de entrenamiento (*training set*), el cual es una muestra de la serie original, que se utiliza para ajustar el modelo, y otro conjunto de datos, llamado datos de prueba (*test set*).

FIGURA 1: Serie jerárquica de siete niveles.



Fuente: Realización propia.

Hay una extensa bibliografía sobre medidas de error en el área de pronósticos que trasciende los propósitos de este trabajo. No obstante, aquí se adopta el criterio de Hyndman et al (2008) sugieren utilizar el error promedio absoluto escalado MASE (por sus siglas en inglés, *mean absolut scaled error*) para evaluar comparativamente los pronósticos obtenido con métodos diferentes, debido a que dicha medida es neutral respecto a la escala en que se miden las distintas series de tiempo. Esta medida de error se basa en la media del error absoluto ( $e_j$ ) del método de pronóstico ingenuo (indicado anteriormente) para el training set. Tal método genera un pronóstico de un paso para todos los datos de la serie. El modelo es el siguiente:

$$q_j = \frac{e_j}{\frac{1}{T-1} \sum_{t=2}^T |y_t - y_{t-1}|} \quad (29)$$

Note que MASE es menor que uno si resulta de un pronóstico superior al calculado sobre el conjunto datos de entrenamiento (training set). Es mayor que uno en caso contrario. El MASE para datos estacionales se estima con el siguiente ajuste:

$$q_j = \frac{e_j}{\frac{1}{T-m} \sum_{t=m+1}^T |y_t - y_{t-m}|} \quad (30)$$

### 3. Pronóstico de los visitantes internacionales a México

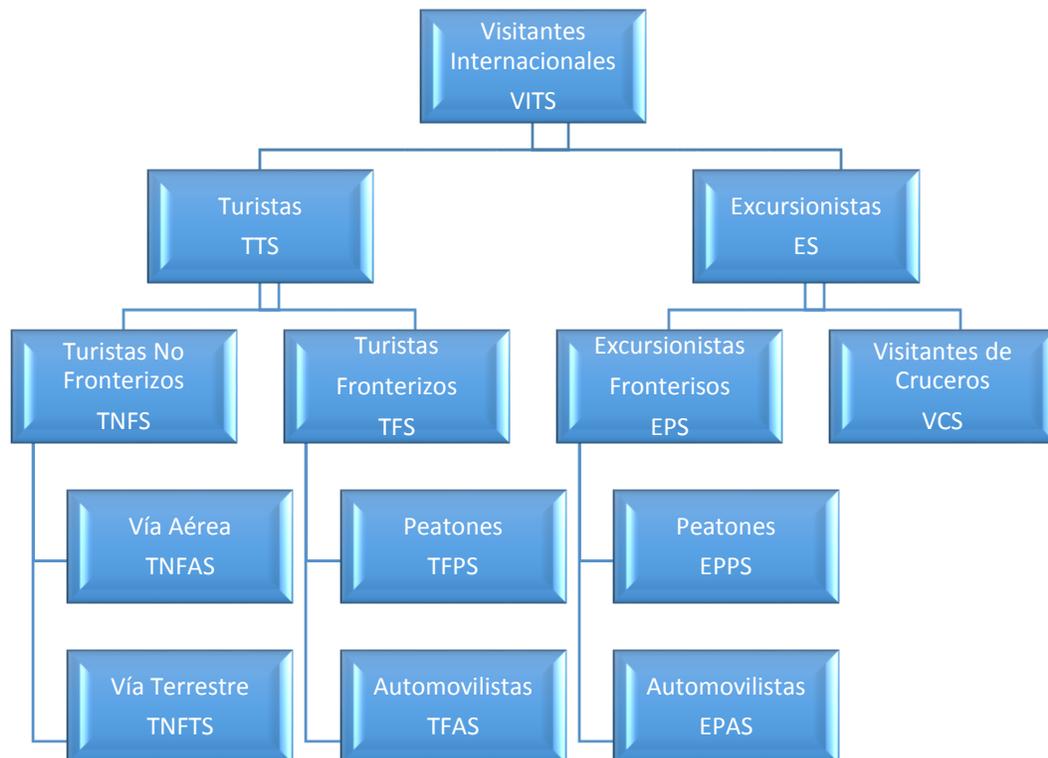
La demanda de visitantes internacionales a México debe ser considerada una serie jerárquica, ya que dicha serie es el resultado de agregar la series correspondientes a las categorías turistas (fronterizos y no fronterizos) y excursionistas (visitantes fronterizos sin pernocta y visitantes de cruceros). Los segmentos de turistas fronterizos y no fronterizos, están, a su vez, conformados por segmentos diferentes por modalidad de ingreso: vía área o terrestre. De manera similar, el segmento de visitantes fronterizos sin pernocta contiene dos segmentos: peatones y automovilistas.

En la Figura 2 se presenta en forma esquemática el agrupamiento jerárquico de la demanda internacional del país en términos visitantes internacionales.

El primer nivel sólo tiene un nodo: el agregado total de las series que conforman los otros nodos por nivel. El segundo nivel tiene dos nodos: turistas y excursionistas; el tercero contiene cuatro nodos; el último comprende siete nodos o series base. La subdivisión de la demanda internacional de México con base en la pernocta de los visitantes establece una separación natural, obvia o lógica. Asimismo, las subdivisiones subsecuentes basadas en la modalidad de ingreso resultan “lógicamente naturales”.

En la Figura3, se presentan de manera esquemática tres series mensuales de visitantes internacionales por mes para el periodo 1980-2015: excursionistas (ES), turistas (TTS) y visitantes internacionales totales (VITS); la última es la suma de las dos primeras.

**Figura 2: Agrupamiento jerárquico de la demanda internacional de visitantes internacionales a México.**

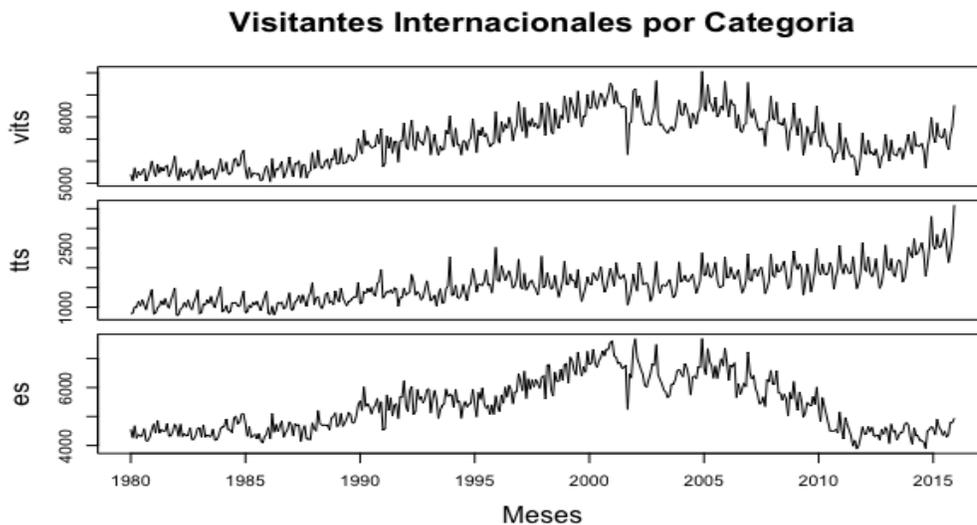


**Fuente:** Realización propia

Es claro que VITS se comporta fundamentalmente como ES, lo cual es una consecuencia natural de que el número de excursionistas es considerablemente mayor que el número de turistas. El impacto de la caída de ES después del año 2005, aproximadamente, se refleja menos pronunciadamente en VITS debido al efecto contrario, pero modesto, de TTS.

La Figura 4 muestra el comportamiento de las series que componen TTS: turistas no fronterizos (TNFS) y turistas fronterizos (TFS) y, simultáneamente, las subseries que conforman cada una de estas series. Es claro que el crecimiento de la demanda de turistas no fronterizos está fuertemente influenciada por los turistas no fronterizos que ingresan por vía aérea debido a su importancia relativa en términos de volumen. En el caso de los turistas fronterizos, es evidente que su tendencia se debe al comportamiento de los turistas fronterizos automovilistas.

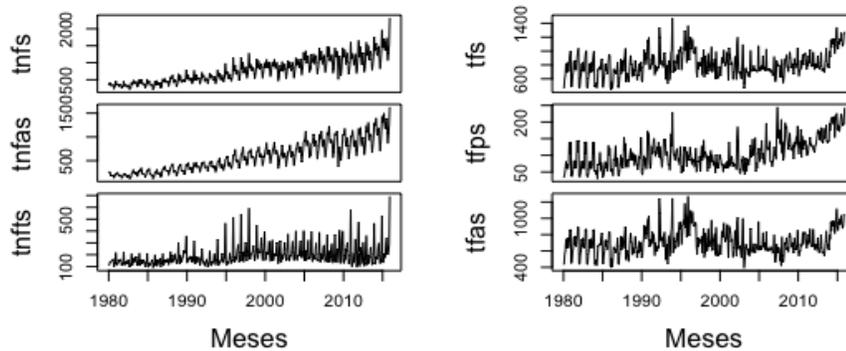
**Figura 3: Series de visitantes internacionales para el periodo 1980-2015**



**Fuente:** Realización propia en R con datos de la Balanza de Pagos (Banco de México, 2016).  
Viajeros Internacionales, Gasto y Número de Viaje.

**Figura 4: Series de TTS: Turistas no fronterizos (TNFS) y turistas fronterizos (TFS).**

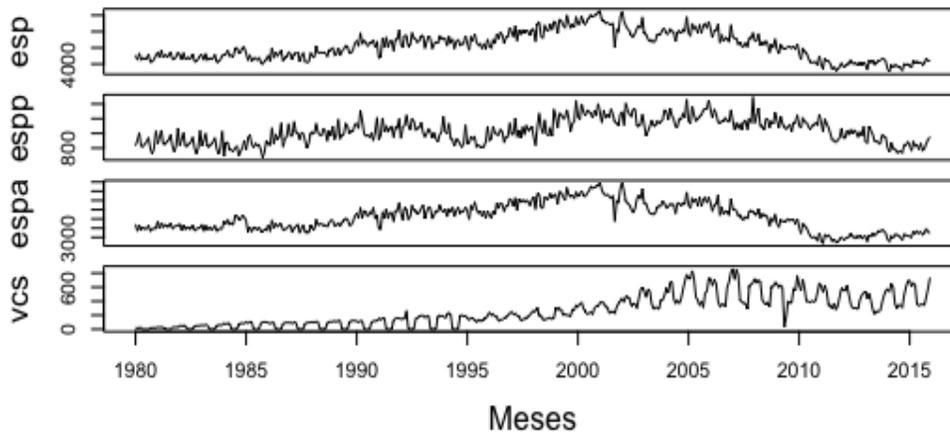
### Turistas por Categoría y Subcategoría



Fuente: Realización propia en R con datos de la Balanza de Pagos (Banco de México, 2016).  
Viajeros Internacionales, Gasto y Número de Viaje.

Figura 5: Nodos de tercer nivel: excursionistas o visitantes sin pernocta (EPS) y visitantes de cruceros (VCS).

### Excursionistas por Categoría y Subcategoría



Fuente: Realización propia en R con datos de la Balanza de Pagos (Banco de México, 2016).  
Viajeros Internacionales, Gasto y Número de Viaje.

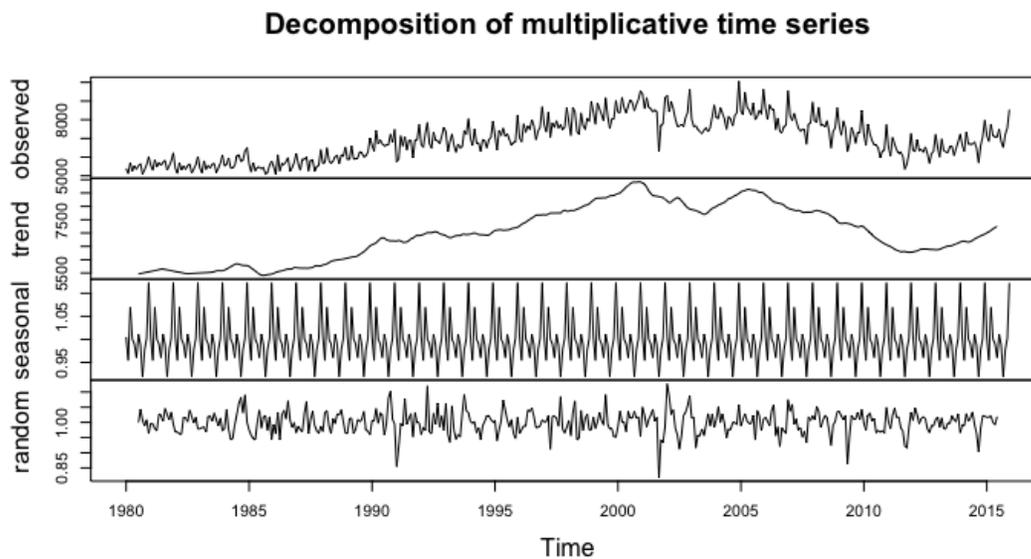
A continuación se presentan tres diferentes paneles que muestran cada uno de los elementos que constituyen las series VITS, TTS y ES: tendencia, estacionalidad y factor aleatorio.

En la Figura 5 se presentan los nodos del tercer nivel correspondiente a los excursionistas o visitantes sin pernocta (EPS) y a los visitantes de cruceros (VCS); la primera serie es el

resultado de agregar ESPP y ESPA. La serie EPS está claramente determinada por el comportamiento de ESPA. La serie de VCS es única.

La Figura 6 muestra la serie original (*observed*) el comportamiento secular de la serie (*trend*), la estacionalidad (*seasonal*) y los efectos aleatorios (*random*). Esta información permite mostrar de manera clara que VITS es una agregación de series que, en sí mismas, están constituidas por otras series con características diferentes. Se debe tener presente, a su vez, que TTS y ES son agregados de otras series que también tienen los tres elementos indicados. En otras palabras: la agregación de las series conlleva incorporar en una misma serie el comportamiento de diferentes subseries.

Figura 6: Serie original (*observed*), serie (*trend*), estacionalidad (*seasonal*) y efectos aleatorios (*random*).



Fuente: Realización propia en R con datos de la Balanza de Pagos (Banco de México, 2016).  
Viajeros Internacionales, Gasto y Número de Viaje.

### 3.1 Pronóstico de los Visitantes Internacionales a México por Modelos No Jerárquicos

La Tabla 1 muestra la media del error promedio absoluto escalado (MASE) que arroja cada método por nodo y nivel.

Tabla 1: MASE por método de pronóstico para cada serie

	V	TT	ES	TNFS	TFS	ESP	TNFAS	TNFTS	TFPS	TFAS	ESPP	ESPA	VCS
HWM	<b>0.693</b>	1.017	0.816	<b>2.078</b>	3.447	0.646	1.806	1.978	0.676	0.442	0.645	1.488	
HWA	0.761	0.926	0.630	2.395	<b>0.333</b>	0.909	2.220	1.817	0.512	<b>0.328</b>	0.868	1.717	0.932
HWAD	0.806	<b>0.899</b>	0.708	2.697	0.339	0.824	2.583	1.877	<b>0.494</b>	0.334	0.849	1.680	<b>0.783</b>
<b>ETS</b>	<i>0.817</i>	<i>1.139</i>	<b>0.571</b>	2.508	0.436	0.686	<b>1.436</b>	<b>1.766</b>	0.496	0.474	<b>0.609</b>	1.460	0.817
HWMD	0.820	1.225	0.591	2.567	0.422	0.748	2.124	1.903	0.601	0.480	0.706	1.518	
ARIMA	0.823	0.941	0.761	2.305	1.829	0.937	2.191	1.875	0.602	1.553	0.703	1.461	2.685
MEAN	1.105	8.035	2.426	13.503	2.980	3.238	14.375	47.376	3.551	2.329	2.780	5.281	5.899
SNAIVE	1.352	1.658	0.825	3.387	0.468	0.760	3.014	2.081	0.660	0.530	0.801	1.390	0.802
NAIVE	2.085	4.797	0.595	8.521	1.645	<b>0.483</b>	4.178	12.992	1.171	1.506	1.000	<b>1.231</b>	4.325
RWD	2.157	27.888	0.595	8.818	1.760	0.502	4.407	13.186	1.246	1.602	1.007	1.288	4.485

Fuente: Realización propia en R con datos de la Balanza de Pagos (Banco de México, 2016).  
Viajeros Internacionales, Gasto y Número de Viaje.

El método que aparece en la primera fila de la tabla (HWM, *Holt-Winter* Multiplicativo) es el que proyecta el menor error para la serie agregada total (VITS); el método que produce el error más grande en el primer nodo es el denominado camino aleatorio con *drift* (RWD, *Random Walk with Drift*). Adicionalmente, es necesario enfatizar varios resultados:

1. El método HWM no necesariamente arroja el menor error en cada una de las restantes series.
2. El método espacial (*Exponential Time Series Smoothing*, ETS) produce el menor error en el mayor número de series.
3. El método ingenuo (*Naive*), a pesar de su simplicidad, muestra el menor error en al menos dos series de tiempo.

En principio, se debería elegir el método HWM para hacer el pronóstico de corto plazo de los visitantes internacionales a México. No obstante, y dada la naturaleza jerárquica de la serie, es conveniente evaluar los métodos de pronósticos jerárquicos, para identificar si existe otro método más eficiente que el HWM.

### 3.2 Pronóstico de los Visitantes Internacionales a México por Modelos Jerárquicos

La Tabla 2 indica las diferencias entre los pronósticos obtenidos de forma independiente (para cada nodo y nivel) y los pronósticos obtenidos a partir de la agregación de los pronósticos independientes (para cada nodo y nivel). Se utilizó el método espacial ETS (por sus siglas en

inglés) para pronosticar las diferentes series de manera independiente. En otras palabras: se aplicó la misma metodología o modelo de pronóstico en cada nodo y nivel sin respetar la naturaleza jerárquica de la serie agregada total y las subseries por nodo y nivel. Luego se agregaron los pronósticos de abajo hacia arriba (los pronósticos de los nodos del cuarto nivel se agregaron en los nodos del tercer nivel y así sucesivamente hasta obtener la serie agregada total) y luego se calcularon las diferencias entre la agregación de las series pronosticadas con la series pronosticadas sin agregación. Note que la tabla muestra sólo los tres últimos nodos; las series base no aparecen por razones obvias.

**Tabla 2: Método ETS, diferencias entre los pronósticos de cada nivel y la sumatoria de los pronósticos de cada serie individual por nivel.**

	VITS	TTS	ES	TNFS	TFS	ESP	VCS
ENERO	176.84	-1012.00	-55.51	902.73	3.06	19.87	0.00
FEBRERO	173.67	-900.06	-44.52	757.59	0.17	33.36	0.00
MARZO	97.00	-1064.34	-32.64	852.17	8.81	21.56	0.00
ABRIL	153.29	-1119.34	-11.47	985.01	-8.24	-4.03	0.00
MAYO	147.55	-1173.68	111.76	1147.44	10.35	-16.86	0.00
JUNIO	89.04	-1099.73	116.21	976.26	-1.51	0.39	0.00
JULIO	-12.08	-1248.02	102.03	1154.73	18.15	19.73	0.00
AGOSTO	146.01	-1118.63	109.12	1124.04	0.68	0.70	0.00
SEPTIEMBRE	248.84	-1067.91	137.19	1151.77	4.40	-36.26	0.00
OCTUBRE	203.90	-1145.14	47.42	1179.55	41.22	-70.95	0.00
NOVIEMBRE	127.61	-1223.35	-29.61	1168.18	29.50	-23.64	0.00
DICIEMBRE	4.46	-1441.38	-55.67	1241.48	11.96	22.72	0.00

**Fuente:** Realización propia en R con datos de la Balanza de Pagos (Banco de México, 2016).  
*Viajeros Internacionales, Gasto y Número de Viaje.*

Los resultados hacen evidente que aun cuando se utilice la misma metodología para pronosticar las diferentes series por nodo y nivel, si no se respeta la naturaleza jerárquica de la serie, la agregación de los pronósticos no es igual a los pronósticos realizados de manera independiente en cada nodo y nivel.

El analista siempre puede experimentar con combinaciones de métodos de pronósticos por nodo y nivel para tratar de obtener la combinación de métodos que proyecte el menor error en el pronóstico de la serie agregada total; no obstante, esta estrategia de ensayo y error no garantiza que efectivamente se va a obtener el resultado buscado; adicionalmente, la estrategia es altamente ineficiente en términos de tiempo en el caso de muchos nodos y niveles. En el caso analizado, aun cuando el número de series bases es pequeño, el tiempo invertido en

obtener la combinación óptima utilizando una serie de iteraciones puede ser prohibitivamente largo. En estas situaciones el analista, como fue indicado anteriormente, puede adoptar un enfoque jerárquico. Las opciones son las siguientes:

- 1) Pronosticar el agregado total y, con base en algún criterio estadístico, asignar por niveles y en orden jerárquico la porción del total que representa cada nodo de cada nivel hasta llegar a las series base.
- 2) Pronosticar cada serie base e ir agregando, con base en un criterio consistente, de abajo hacia arriba.
- 3) Pronosticar cada serie de un nodo intermedio (nivel uno o dos) y, posteriormente, con base en criterios consistentes, agregar hacia arriba y desagregar hacia abajo.
- 4) Pronosticar a partir de una combinación óptima.

En la práctica, el analista suele utilizar todas las opciones disponibles y posibles de aplicar,

**Tabla 3: MASE por serie de tiempo y nivel para diferentes métodos jerárquicos de pronóstico.**

	V	TT	ES	TNFS	TFS	ESP	VCS	INFAS	TNFTS	TFPS	TFAS	ESPP	ESPA	VCS
BUARIMA	0.48	0.78	0.43	2.68	1.42	0.76	2.58	2.45	1.79	0.59	1.55	0.52	0.73	2.58
MOARIMA	0.50	0.86	0.59	2.60	1.83	0.94	2.58	2.36	1.75	0.63	1.92	0.63	0.89	2.58
COMARIMA	0.63	0.81	0.68	2.84	1.42	1.00	2.41	2.55	1.91	0.69	1.55	0.70	0.94	2.41
TDGSFETS	0.82	8.04	2.42	13.51	2.98	3.23	5.90	14.38	3.92	3.55	2.33	2.34	3.01	5.90
TDFPETS	0.82	1.03	0.53	2.55	0.34	0.58	1.06	2.18	1.99	0.57	0.39	0.46	0.54	1.06
TDGSAETS	0.82	8.06	2.43	13.79	2.87	3.29	6.26	14.67	3.97	3.51	2.23	2.41	3.06	6.26
TDFPARIMA	0.82	1.04	0.83	3.41	1.40	1.14	2.38	3.13	2.05	0.75	1.53	0.80	1.07	2.38
TDGSFARIMA	0.82	8.05	2.40	13.52	2.99	3.21	5.91	14.39	3.98	3.56	2.34	2.32	3.00	5.91
TDGSAARIMA	0.82	8.08	2.41	13.80	2.88	3.27	6.27	14.68	4.03	3.51	2.24	2.40	3.04	6.27
COMETS	0.92	1.12	0.59	2.43	0.38	0.65	0.95	2.04	2.06	0.52	0.44	0.52	0.64	0.95
BUETS	0.98	1.14	0.65	2.44	0.51	0.73	0.82	2.02	1.89	0.50	0.54	0.58	0.71	0.82
MOETS	1.05	1.32	0.62	2.55	0.49	0.70	0.82	2.16	2.03	0.49	0.53	0.57	0.69	0.82
BUERW	2.08	4.80	0.60	8.52	1.64	0.48	4.33	4.18	12.99	1.17	1.51	0.74	0.59	4.33
TDGSAERW	2.08	6.48	4.72	11.96	1.88	5.52	5.47	13.07	3.70	2.95	1.29	4.20	5.09	5.47
TDGSFERW	2.08	6.45	4.71	11.64	2.00	5.46	5.05	12.74	3.69	3.01	1.41	4.11	5.04	5.05

**Fuente:** Realización propia en R con datos de la Balanza de Pagos (Banco de México, 2016).  
Viajeros Internacionales, Gasto y Número de Viaje.

dadas las restricciones relacionadas con el número de series, el comportamiento de cada serie y el software disponible. En el caso de la demanda internacional de México, se utilizaron todas las opciones mencionadas combinándolas con diferentes métodos de pronósticos.

La Tabla 3 muestra la media del error promedio absoluto escalado (MASE) para diferentes estrategias de pronósticos, los resultados indican que el método de abajo hacia arriba ARIMA (*Bottom Up* ARIMA) es el que produce el menor error para la serie agregada total. Es claro que dicho método no arroja el menor MASE por nodo y nivel.

No obstante, y tal como lo muestra la Tabla 4, el método jerárquico más eficiente pronostica de manera consistente por nodo y nivel.

**Tabla 4: Pronósticos puntuales *BOTTOM UP*, ARIMA por serie y nivel (miles de personas).**

	V	TT	ES	TNFS	TFS	ESP	VCS	TNFAS	TNFTS	TFPS	TFAS	ESPP	ESPA	VCS
ENERO	6984	2477	4506	1481	996	3838	669	1346	135	187	809	782	3056	669
FEBRERO	6658	2414	4244	1514	900	3632	612	1386	127	175	725	765	2867	612
MARZO	7604	2854	4749	1806	1049	4042	707	1595	211	189	860	911	3131	707
ABRIL	7003	2569	4435	1448	1120	3807	627	1258	191	195	925	813	2994	627
MAYO	6722	2405	4316	1250	1156	3896	421	1085	164	203	952	795	3101	421
JUNIO	6631	2558	4074	1476	1081	3714	360	1225	251	188	894	757	2957	360
JULIO	7032	2783	4249	1579	1204	3852	397	1261	318	201	1004	812	3040	397
AGOSTO	6648	2375	4273	1275	1100	3871	401	1059	216	190	910	812	3059	401
SEPTIEMBRE	5982	1934	4047	880	1055	3676	371	753	127	190	865	731	2945	371
OCTUBRE	6509	2169	4340	1075	1094	3822	519	922	153	204	890	763	3059	519
NOVIEMBRE	6891	2511	4380	1345	1165	3770	610	1110	235	206	960	774	2996	610
DICIEMBRE	8064	3277	4786	1910	1367	4107	679	1415	495	225	1141	940	3168	679

**Fuente:** Realización propia en R con datos de la Balanza de Pagos (Banco de México, 2016).  
*Viajeros Internacionales, Gasto y Número de Viaje*

#### 4. Conclusiones

El resultado de este trabajo indica que, en el corto plazo, la inercia propia de cada categoría y subcategoría es determinante en el comportamiento del agregado total del flujo de visitantes internacionales a México. Eso lo indica el método de pronóstico más eficiente identificado: el método de abajo hacia arriba ARIMA (o bottom up ARIMA). El aumento del ingreso asociado con los visitantes internacionales, depende, en el corto plazo, básicamente del aumento del gasto en la categoría denominada “excursionistas internacionales” debido a su peso relativo en



términos de volumen. Tal restricción es muy difícil de cambiar en el corto plazo, debido a que se trata de la dinámica de una categoría de visitantes con una tendencia secular consistente a través del tiempo y que, según este estudio, prevalecerá en el futuro inmediato. Las características propias de México y la situación económica mundial representan una gran oportunidad para diversificar la oferta de destinos atractivos y sustentables en las fronteras de México; más aún, se deberían generar esquemas de financiamiento para la inversión en proyectos de turismo médico y de trabajo en las mismas, con lo que se puede lograr incrementar la cantidad de visitantes a México y el gasto promedio por visitante.

Asimismo, la evaluación comparativa de métodos de pronósticos aplicados en este trabajo indica que el método ARIMA, arroja medias de error promedio absoluto escalado (MASE) menores que el método de pronóstico no jerárquico más eficiente identificado el método *Holt-Winter* Multiplicativo (HWM). No obstante, no se puede afirmar que, como tipo de método, los jerárquicos, son sistemáticamente más eficientes que los no jerárquicos. El beneficio, en términos de la disminución de la media del MASE, justifica el uso del método denominado “ARIMA de abajo hacia arriba” (Bottom Up ARIMA), para pronosticar la demanda de visitantes a México en el corto plazo.

## 5. Referencias

Cantu Delgado, H. (2011). *desarrollo de una cultura de calidad*. MC GRAW HILL.

Catell, R. a. (2001). *Cuestionario de 16 factores de la personalidad*. México: Manual moderno.

Aragón , S. A., & Rubio , B. A. (2005). Factores explicativos del éxito empresarial. *Contaduría y Administración* (202), 35-69.

Ascanio, A. (2004). Econometría Aplicada al Turismo: Evaluación de la Demanda Turística Internacional hacia Venezuela. *Revista de Investigaciones en Educación y Ciencias Sociales*, Año 25. , 117 - 135.



Banco de México. (7 de Marzo de 2016). *Balanza de Pagos*. From CE36 - Cuenta de Viajeros Internacionales. Período: Ene 1980 - Dic 2015, Mensual:  
<http://www.banxico.org.mx/SieInternet/consultarDirectorioInternetAction.do?accion=consultarCuadro&idCuadro=CE36&sector=1&locale=es>

Baptist, J. (1992). El quehacer del emprendedor. *Emprendedores* , 1 (2), 8-11.

Barroso, T. F. (2009). La negociación y su importancia en la precepción de directivos, gerentes y supervisores de empresas. *Gespys* , 8 (14), 39-63.

Bunge, M. (2005). *Buuscar la filosofía en las ciencias sociales* (Segunda ed.). México: Siglo XXI.

Drucker, P. (1994). *Las fronteras de la administración* (Primera ed.). México: Sudamericana.

Durón, C. (2003). *El restaurante como empresa* (Primera ed.). México: Trillas.

Esteban T., Á. (2004). Modelos de la Demanda Turística en España: Segmentación por países de Procedencia. *Mediterraneo Económico, Colección Estudios Socioeconómicos* . , 81 - 101.

Gundín, A., Abad G., M., Alzua S., A., & Gibaja, J. J. (2003). Estimación de la demanda recreativa y valoración económica. *Lurralde: Investigación y espacio, N° 26* . , 45- 62.

Gutiérrez, P. H. (2010). *Calidad total y productividad* (Tercera ed.). México: Mc Graw Hill.

Hyndman, R. J. (2014). *Forecasting: Principles & Practice*. NY. USA.: Prentice Hall.

Hyndman, R. J., Ahmed, R. A., Athanasopoulos, G., & Lin S., H. (2011). Optimal combination forecasts for hierarchical time series. *Computational Statistics & Data Analysis, Volume 55, Issue 9* . , 2579 – 2589.



- Martínez , S. M. (12 de Marzo de 2010). Un Modelo causal de competitividad empresarial. *Investigaciones Europeas de Dirección y Economía de las Empresas* , 165-188.
- Madrigal, B. (2009). *Habilidades Directivas*. México: Mc Graw Hill.
- Mintzberg, H. (2007). *Safari a la estrategia* (Primera ed.). Argentina: Granica.
- Montemayor G., J. E. (2012). *Métodos de Pronósticos para Negocios*. Ciudad de México.: Editorial Digital, Tecnológico de Monterrey.
- Mushtaq, H. (2010). Rasgos de personalidad entre empresarios y profesionistas. *Revista internacional de negocios y gestion.* , 5 (9), 203-213.
- Pla, B. J., Puig, B. F., & Linares, N. E. (2007). Crisi, actitudes directivas y estrategicas en los sectores manufactureros tradicionales. *Universia Business Review* , 68-83.
- Plan estatal de desarrollo del estado de Jalisco*. (n.d.). Retrieved Abril de 2011 from [www.cucs.udg.mx/avisos/plan\\_estatal\\_de\\_desarrollo\\_2030\\_v02.pdf](http://www.cucs.udg.mx/avisos/plan_estatal_de_desarrollo_2030_v02.pdf)
- Porter, M. (2006). *Técnicas para el analisis de los sectores industriales y de la competencia*. (Primera ed.). México: CECSA.
- Rodeiro, P. D. (2007). La Innovacion como factor clave en la competitividad empresarial. *Revista Galega de Economía* , 16 (002), 1-18.
- Rosselló N., J., Riera F., A., & Aguiló P., E. (2005). Un modelo dinámico de demanda turística para Las Baleares. *Revista de economía aplicada*, Vol. 13, Nº 39. , 5 - 20.
- Rubio, A. (2005). Factores explicativos del éxito competitivo. *E-Journal* , 1 (216), 35-69.
- Schultz, D. (2002). *Teorias de la personalidad* (Septima ed.). México: Thomsom.



---

SECTUR. (Febrero de 2006). *Plan Nacional del Turismo*. Retrieved 20 de Enero de 2012 from [www.sectur.gob.mx/wb/sectur/sect\\_231\\_programa\\_nacional\\_febrero\\_2011](http://www.sectur.gob.mx/wb/sectur/sect_231_programa_nacional_febrero_2011)

Torres, H. Z. (2007). *Teoría General de la administración* (Primera ed.). México: Grupo Patria.

Van, G. J. (2007). *Teoría General de Sistemas* (Tercera ed.). México: Trillas.

Vargas-Hernández, J. G. (2005). El Mercado Transfronterizo de Servicios de Salud privados entre Tijuana, México y San Diego, EE.UU. *Revista de Economía Mundial*, No. 13 , 163 - 184.