

Pronóstico postpandemia del turismo receptivo vía aérea mediante la utilización de modelos bayesianos. El caso de Colombia

Yesid Rodríguez*

Universidad Konrad Lorenz (Colombia)

Oscar Díaz Olariaga**

Universidad Santo Tomás (Colombia)

Angélica López***

Universidad Konrad Lorenz (Colombia)

Resumen: En el presente artículo se realiza un pronóstico, a medio-largo plazo (2023-2030), de la entrada de turistas extranjeros al país vía aérea, utilizando como caso de estudio Colombia. Previamente, se analiza como el desarrollo y aplicación de las políticas públicas turísticas consiguieron potenciar el turismo, con énfasis en el turismo receptivo, en las últimas tres décadas, hasta el año 2019 (previo al periodo pandémico). Para conseguir tal objetivo, y como planteamiento metodológico, se desarrolla un modelo del tipo Bayesian Structural Time Series (BSTS), diseñado para trabajar con datos de series temporales, y muy utilizado para la selección de características, la previsión de series temporales, la predicción inmediata, y la inferencia del impacto causal. De los resultados obtenidos se puede destacar dos aspectos relevantes, en primer lugar, que el crecimiento de la demanda futura (entrada de turistas extranjeros no residentes vía aérea) mantendrá la tendencia mostrada en el periodo de recuperación post pandémico (2022). Y, en segundo lugar, los modelos presentan valores de error, medidos mediante el indicador MAPE, por debajo del 5%, lo que convierte al método BSTS en una metodología alternativa viable para el cálculo de pronóstico (a medio-largo plazo) de demanda turística.

Palabras clave: Estudios culturales; Política pública; Turismo vía aérea; Demanda turística; Turismo receptivo.

Post-pandemic forecast of inbound air tourism using Bayesian models. The case of Colombia

Abstract: This article makes a medium-long term forecast (2023-2030) of the inflow of foreign tourists to a country by air, using Colombia as a case study. First, we analyse how the development and application of State policies in tourism managed to boost tourism, with an emphasis on inbound tourism, over the three decades previous to the year 2019 (prior to the pandemic period). To achieve this objective, we applied a Bayesian Structural Time Series (BSTS) model, designed to work with time series data, and widely used for feature selection, time-series forecasting, immediate prediction, and causal impact inference. Two relevant aspects can be highlighted from the results obtained: first, that the growth of future demand (inflow of non-resident foreign tourists by air) will follow the trend shown in the immediate post-pandemic recovery period (2022). And, secondly, the models present error values, measured using the MAPE indicator, of under 5%, which makes the BSTS method a viable alternative methodology for the calculation of tourism demand forecasts (in the medium-long term).

Keywords: Cultural studies; Public policy; Air tourism; Tourist demand; Receptive tourism.

* <https://orcid.org/0000-0002-9553-0455>; E-mail: heivary.rodriguezp@konradlorenz.edu.co

** <https://orcid.org/0000-0002-4858-3677>; E-mail: diaz_olariaga@yahoo.es

*** <https://orcid.org/0000-0001-8852-7920>; E-mail: johannaa.lopezd@konradlorenz.edu.co

Cite: Rodríguez, Y.; Díaz Olariaga O. & López, A. (2025). Pronóstico postpandemia del turismo receptivo vía aérea mediante la utilización de modelos bayesianos. El caso de Colombia. *Revista de Turismo y Patrimonio Cultural*, 23(3), 735-753. <https://doi.org/10.25145/j.pasos.2025.23.047>.

1. Introducción

El turismo internacional se ha convertido a la vez en un motor clave y un resultado de las actividades económicas en el actual proceso de integración regional y global. En consecuencia, los flujos turísticos entre países están estrechamente vinculados. Las condiciones económicas de un país afectan los flujos turísticos entrantes y salientes, y muy especialmente los de vía aérea, el más importante (y prácticamente el único) para flujos de turistas entre países no limítrofes y/o a nivel intercontinental (Yang et al., 2017). Entonces, y en la necesidad de prever la demanda turística, hoy en día, la modelización y la previsión de la demanda son áreas ampliamente investigadas en la economía y planificación del turismo (Song et al., 2012). El análisis de la demanda turística forma la base de la formulación de políticas públicas y la planificación estratégica en las empresas turísticas (Pan y Yang, 2017). Las agencias gubernamentales pueden utilizar este análisis para evaluar los efectos de las políticas turísticas implementadas, y en todas sus vertientes (productividad, calidad, infraestructuras, capital humano, imagen, oferta turística, etc.) (Li et al., 2006). Y, por otro lado, los pronósticos de la demanda turística también pueden ayudar a las empresas turísticas a diseñar sus estrategias para atraer y atender a los turistas, tanto nacionales como extranjeros. Si los pronósticos de demanda turística son inexactos, sus resultados pueden conducir, por un lado, a una planificación o formulación de políticas turísticas ineficaces, y, por otro lado, a una generación de estrategias comerciales, por parte de las empresas turísticas, equivocadas y poco o nada rentables (Wu et al., 2017).

En esta línea argumental, en la presente investigación se realiza una proyección, a medio-largo plazo (2023-2030), de la entrada (o demanda) de turistas extranjeros al país vía aérea, utilizando como caso de estudio Colombia. Previamente, y para poner al lector en contexto, se analiza como el desarrollo y aplicación de las políticas públicas turísticas consiguieron potenciar el turismo, con énfasis en el turismo receptivo, en las últimas tres décadas, hasta el año 2019 (previo al periodo pandémico) (MinCIT, 2022).

La existencia de regulación y políticas públicas ha conseguido que el turismo colombiano esté experimentando un proceso de crecimiento ininterrumpido desde mediados de la década de 1990. Tanto el mercado interno como el externo han reaccionado vigorosamente a las políticas aplicadas en el sector, las cuales han facilitado el control de ciertas variables críticas (seguridad, inversión, incentivos). La recuperación de la confianza en las instituciones, la reactivación del crecimiento económico, la percepción cada vez más positiva del país en el exterior, el aprovechamiento, por parte de los empresarios, de las ventajas creadas a través de los incentivos tributarios y la recuperación de la inversión extranjera directa son hechos que marcan la confluencia de una serie de factores que, capitalizados de manera eficiente, están llevando al turismo colombiano a ocupar un lugar privilegiado en la economía como un sector significativamente contribuyente para el logro de las metas económicas y sociales del país (Benavides, 2015; Benavides y Venegas, 2013).

Durante las últimas tres décadas, se han canalizado esfuerzos públicos y privados para generar espacios de desarrollo para las iniciativas turísticas. Las políticas públicas emanadas de los diferentes planes y políticas sectoriales han contribuido progresivamente a afianzar el compromiso de los diversos entes del gobierno para apoyar al sector (Díaz Olariaga, 2015; Toro, 2003). Paralelamente, los últimos planes nacionales de desarrollo ven al turismo como una industria relevante del país y definen grandes estrategias a seguir por el sector (Alonso, 2022). Por otro lado, el turismo receptivo ha reaccionado favorablemente y empieza a mostrar un importante crecimiento del número de visitantes extranjeros que ingresan a Colombia (MinCIT, 2023).

Entonces, el pronóstico de demanda de turistas extranjeros vía aérea aquí desarrollado (para un periodo de 8 años), para el cual se ha utilizado como histórico de demanda el periodo de estudio 1992-2022, con la especial particularidad de incluir en el análisis los datos de demanda de los años 2020 (el cual se vio severamente afectado por la pandemia del COVID-19), 2021 (periodo de transición), y 2022 (recuperación a índices prepandémicos), recurrirá al desarrollo de un modelo del tipo *Bayesian Structural Time Series* (BSTS), el cual posee ventajas significativas respecto a modelos clásicos como el modelo SARIMA. Por ejemplo, los modelos estado-espacio como el BSTS, en primer lugar, evidencian que todos los modelos ARIMA se pueden expresar como una forma de estado-espacio, también que se solucionan inconvenientes de sobre-entrenamiento respecto a los otros modelos cuando se cuenta con un limitado número de observaciones en el tiempo, y son capaces de asignar parámetros de incertidumbre lo cual le da ventaja cuando realizan pronósticos en el tiempo (Jalali y Rabotyagov, 2020).

El artículo se desarrolla y presenta bajo la siguiente estructura: en primer lugar, se realiza una revisión de la bibliografía con el objetivo de conocer las metodologías y planteamientos utilizados por la academia para la predicción (o proyección) de la demanda turística. Paso seguido se desarrolla en

extenso el caso de estudio, principalmente se presenta la formulación y aplicación histórica de las políticas públicas turísticas en Colombia. En siguiente lugar, se desarrolla el marco teórico, donde se presenta y fundamenta la metodología matemática utilizada en la investigación para el cálculo del pronóstico. Paso seguido, se describe la metodología, en donde se desarrolla el modelo matemático para el cálculo del pronóstico. Posteriormente, se presentan los resultados encontrados, y, finalmente, la investigación se cierra con las oportunas conclusiones.

2. Revisión de la literatura

Los académicos han estudiado la previsión de la demanda turística desde la década de 1960 (Gerakis, 1965; Gray, 1966), mediante la adopción de varios métodos. Según Song et al. (2019), los tres planteamientos metodológicos más comunes son: series de tiempo, econometría causal, y aprendizaje automático o inteligencia artificial.

Entonces, en primer lugar, los modelos de series temporales utilizan datos anteriores de la serie, como datos históricos de llegadas de turistas, para predecir tendencias futuras (Peng et al., 2014). Se han adoptado varios modelos, incluido el Naive Bayes (que es un clasificador probabilístico fundamentado en el Teorema de Bayes y algunas hipótesis simplificadoras adicionales) (Gunter and Onder, 2016; Long et al., 2019; Martin and Witt, 1989; Chu, 1998; Long et al., 2019; Wu et al., 2017), ARIMA (Hassani et al., 2017; Hu and Song, 2019; Xie et al., 2020), métodos de suavizado exponencial (Cho, 2003; Goh and Law, 2002; Lim and McAleer, 2001), y método de Holt-Winter (Chu, 1998; Lim y McAleer, 2001). La ventaja de estos planteamientos es que pueden pronosticar resultados razonables sin utilizar más de una serie de datos. Sin embargo, el enfoque de series de tiempo no brinda información sobre los factores influyentes que los tomadores de decisiones desean comprender y modificar (Peng et al., 2014).

En cuanto al planteamiento econométrico causal, hay que mencionar que a diferencia de los modelos de series temporales que intentan predecir únicamente las llegadas de turistas, los enfoques econométricos se centran en examinar las relaciones causales entre las posibles variables independientes y las llegadas de turistas. Las metodologías propuestas más comunes son los modelos de regresión clásicos (Balli et al., 2016; Darani y Asghari, 2018; Fourie y Santana-Gallego, 2011; Li et al., 2018). Además, como un tipo de modelo econométrico dinámico, el vector autorregresivo (VAR) funciona bien a mediano y largo plazo (Gunter y Onder, 2016; Liu et al., 2018; Song y Witt, 2006). Además de los dos enfoques amplios, todavía hay muchos otros modelos importantes, como el modelo de retraso distribuido autorregresivo (ADLM) (Hu y Song, 2019; Wan y Song, 2018) y el modelo de parámetro variable en el tiempo (TVP) (Witt et al., 2003).

Y, en tercer lugar, el enfoque de aprendizaje automático (*Machine Learning*) se aplica cada vez más en los estudios de turismo, gracias a los avances en los algoritmos y la disponibilidad de grandes bases de datos (*Big Data*). Se argumenta que este planteamiento puede proporcionar resultados más precisos que los enfoques tradicionales (Wang, 2004). Específicamente, la red neuronal artificial (ANN) puede manejar la relación no lineal entre las variables independientes y las llegadas de turistas y esto hace que la ANN sea el enfoque más popular en la previsión de la demanda turística (Peng et al., 2014). Sin embargo, la ANN no puede establecer las relaciones causales entre esas variables independientes y la demanda turística (Wu, 2010). Además de ANN, los académicos también han adoptado otros modelos de aprendizaje automático, como el enfoque de conjunto aproximado, la regresión de vectores de soporte (Xu et al., 2016), el método de series temporales difusas (Wang, 2004), y finalmente la teoría gris (Chen et al., 2019; Sun et al., 2016; Hu, 2021 a,b; Hu y Jiang, 2020; Hu et al., 2019; Huang y Lee, 2011; Liu et al., 2014; Wang, 2004), la cual tiene la ventaja de poder aplicar un número limitado de muestras para implementar un modelo no lineal sin requerir que los datos satisfagan ningún supuesto estadístico (Liu et al., 2017).

3. Características del caso de estudio

3.1. Política turística en Colombia

Aunque en casi todo el siglo XX existían en Colombia agencias públicas que gestionaban aspectos turísticos, no se formulaban ni implementaban políticas públicas turísticas. Por ello, en 1996, el gobierno nacional de Colombia promulga la primera Ley General de Turismo (Ley 300 de 1996). Con esta ley el gobierno colombiano da un salto sustancial no sólo en la regulación sino también en el

fomento, planificación, desarrollo e impulso de la industria del turismo en Colombia, e incluye también regulación sobre protección al consumidor y al medio ambiente. Luego, en el año 2006, esta ley se modifica (mediante la Ley 1101 del 22 de noviembre 2006), pero realiza modificaciones más de forma que de fondo, y sobre todo incluye varios artículos regulatorios en temas fiscales e impositivos. Finalmente, en 2012 el gobierno promulga una nueva ley de turismo, y que está vigente al presente, la Ley 1558 de 10 de Julio de 2012, que modifica las leyes anteriores (Ley 300 de 1996 y Ley 1101 de 2006). Esta última ley del turismo conserva los mismos objetivos y filosofía de las anteriores leyes, de la cual es origen, es decir, el fomento, el desarrollo, la promoción, la competitividad del sector y la regulación de la actividad turística, pero agrega, por primera vez y como novedad, regulación sobre optimización de la calidad turística (Díaz Olariaga, 2015; Toro et al., 2015).

Como resultado de la nueva Ley General de Turismo en 1996 se crea el Fondo de Promoción Turística, cuyo objetivo primario es administrar los recursos provenientes de la contribución fiscal, los cuales se destinaban exclusivamente a los planes de promoción y marketing turístico y a fortalecer y mejorar la competitividad del sector turístico para incrementar el turismo nacional e internacional, recursos que se sometían a los lineamientos de la política turística definidos por el Ministerio de Comercio, Industria y Turismo. También en 1996, y bajo la misma ley (Ley 300 de 1996), se crea el Registro Nacional de Turismo, institución que registra, obligatoriamente, a todas las empresas prestadoras de servicios turísticos en Colombia. Luego, en el año 2003, se crea la Dirección de Turismo (DITUR) (Decreto 210 de 2003), cuyo objetivo primario es la identificación, diseño, formulación y desarrollo de los mecanismos, programas o instrumentos necesarios para la adecuada ejecución de las políticas públicas del sector turístico y su control. DITUR tiene como una de sus tareas relevantes la formulación de los planes sectoriales de turismo. Finalmente, y derivado de la última ley del turismo (Ley 1558 de 2012), el Fondo de Promoción Turística se reformula e incluso cambia de nombre a Fondo Nacional de Turismo, pero mantiene sus objetivos y funciones originales (Benavides y Venegas, 2013).

Por otro lado, a finales de la década de los noventa del siglo pasado, la Dirección Nacional de Planeación de Colombia empieza a considerar e incluir al turismo en sus planes nacionales de desarrollo, que formula y presenta cada cuatro años (periodo de cada administración gubernamental en Colombia). Es así como en el año 1998 el Plan Nacional de Desarrollo 1998-2002 (DNP, 1998) realiza el primer tratamiento sobre de la industria turística colombiana. Mediante su diagnóstico reconoce que el turismo colombiano está en crisis, ya que algunos indicadores importantes del sector son negativos, y por otro lado se suma la mala imagen que tiene el país en el exterior. El diagnóstico del gobierno reconoce que Colombia aún está muy lejos de pertenecer al mapa turístico mundial. Por ello el plan afirma que es necesario tomar medidas inmediatas para cambiar la situación. Entonces, el Plan Nacional de Desarrollo 1998-2002 define unos objetivos para el turismo que se deberán alcanzar a través de las políticas sectoriales, estos objetivos fueron (DNP, 1998): a) recuperar la capacidad competitiva del sector, consolidar la oferta y la demanda turística, incrementar la captación de divisas por turismo receptivo, mantener, mejorar y ampliar el empleo en el sector turístico, y fomentar el desarrollo regional. Las políticas y programas se desarrollarían por diferentes organismos públicos nacionales y regionales, siempre bajo una organización y coordinación institucional según ya lo estableció la Ley 300 de 1996, que dotó al sector de un nuevo esquema administrativo.

En el año 2002 el Plan Nacional de Desarrollo 2002-2006 (DNP, 2002) establece por primera vez que en materia de turismo las políticas públicas a desarrollar estarán centradas en los lineamientos de los (nuevos) planes sectoriales del turismo. Por ello, el primer plan sectorial, Plan Sectorial de Turismo 2003-2006, forma parte del Plan Nacional de Desarrollo. El plan nacional de desarrollo 2002-2006 fijó que el objetivo principal de mejorar la competitividad de los destinos y los productos turísticos se alcanzaría a través de nueve ejes temáticos: destinos turísticos competitivos; infraestructura de buena calidad; seguridad para los viajeros; fuerza empresarial eficiente; conocimiento de los mercados y promoción en torno de productos prioritarios; formación, capacitación y cultura del turismo; información oportuna para la toma de decisiones; cooperación internacional, financiación e incentivos.

En el año 2006 el gobierno nacional, a través del Plan Nacional de Desarrollo 2006-2010 (DNP, 2006), reafirma que las políticas dirigidas al turismo seguirán estando centradas en los lineamientos de los planes sectoriales y tendrán como objetivo consolidar una oferta competitiva de la industria turística y convertirla en motor de desarrollo regional. Y fija un conjunto de estrategias que deberán desarrollarse en el próximo plan sectorial (2008-2010). En el año 2010, el Plan Nacional de Desarrollo 2010-2014 (DNP, 2010) vuelve a destacar la importancia de la industria turística y desarrolla un conjunto de lineamientos estratégicos en la misma línea del plan anterior, pero poniendo gran énfasis en los conceptos de: calidad, institucionalidad y gestión pública, formación y capacitación, e inversión.

El Plan Nacional de Desarrollo 2014-2018 (DNP, 2014), en su diagnóstico sobre el desarrollo del sector turístico, establece que en la experiencia adquirida por el Ministerio de Comercio, Industria y Turismo en la ejecución de la política de turismo se identificaron los siguientes problemas relacionados con el desarrollo de la actividad y su materialización en las regiones: a) baja calidad de los servicios turísticos que impide cumplir con estándares internacionales; b) deficiencias de la planta turística así como de la infraestructura que limitan el desarrollo de destinos turísticos; c) bajos niveles de conectividad aérea, marítima, fluvial y terrestre entre las regiones; d) limitada aplicación de políticas nacionales en las regiones e inaplicabilidad de planes de desarrollo turístico a nivel local; e) ausencia de coordinación entre las entidades del orden nacional en torno a las políticas del sector; y f) pérdida de articulación y manejo de los recursos públicos por parte del Ministerio de Comercio, Industria y Turismo. Por ello, y en base a esta situación, el Plan Sectorial de Turismo 2014-2018 (MinCIT, 2018), establece las siguientes estrategias a implementar en el periodo de gobierno 2014-2018: (1) fomentar el desarrollo competitivo y sostenible de la industria de los viajes y el turismo, tanto en destinos, como en empresas del sector, a partir del aprovechamiento responsable de la diversidad natural y cultural, el fortalecimiento productivo de comunidades étnicas y la innovación en los productos y servicios que se ofertan en las distintas regiones y territorios de Colombia; (2) impulsar la conectividad competitiva para el turismo del país a nivel regional, nacional e internacional; (3) promocionar turísticamente a Colombia a nivel regional, nacional e internacional; y (4) mejorar la articulación institucional nación-región, con la participación del sector privado, y desarrollar mecanismos que promuevan la gestión eficiente del turismo.

Finalmente, el Plan Nacional de Desarrollo 2018-2022 (DNP, 2018), estableció que el Ministerio de Comercio, Industria y Turismo implementaría los lineamientos e iniciativas del Plan Sectorial de Turismo 2018-2022 (MinCIT, 2018), el cual incluía seis líneas estratégicas: (1) generación de condiciones institucionales para el impulso al sector del turismo; (2) gestión integral de destinos y fortalecimiento de la oferta turística; (3) atracción de inversión, infraestructura y conectividad para el turismo; (4) innovación y desarrollo empresarial en el sector del turismo; (5) fortalecimiento del capital humano para la competitividad del turismo; y (6) promoción de un turismo transformador, incluyente y con equidad. Lamentablemente, estas estrategias, y las metas propuestas / establecidas para el periodo 2018-2022, se vieron totalmente truncadas por la pandemia del COVID-19, que impactó severamente al sector turismo desde el inicio del segundo trimestre del 2020 hasta mediados del 2021.

En lo que se refiere al impacto de las políticas turísticas en el caso concreto de la entrada de turistas no residentes vía aérea al país, las estadísticas indican que el crecimiento, entre los años 1992 y 2019, fue de un 1000% (Díaz Olariaga, 2021). En el año 2020, la caída de este indicador (con respecto al 2019), debido a la pandemia, fue del 72% (MinCIT, 2023).

3.2. Terminales aéreas internacionales en Colombia

La Figura 1 muestra los aeropuertos internacionales en Colombia, que sirven de ‘puerta de entrada’ a los turistas extranjeros al país. Aunque actualmente hay diez aeropuertos abiertos al tráfico comercial internacional, esto no fue siempre así. A principios de la década de 1990 los aeropuertos de carácter internacional eran solo cinco, y donde el Aeropuerto de Bogotá-El Dorado, en la capital del Colombia, que además era y es el único aeropuerto *hub* del país, gestionaba el grueso del tráfico internacional, tanto de pasajeros como de carga aérea, el tráfico internacional en el resto de los aeropuertos era prácticamente simbólico (Díaz Olariaga y Carvajal, 2020).

Cabe mencionar que las políticas aéreas, al igual que las políticas turísticas, contribuyeron a potenciar el turismo vía aérea, tanto el nacional como el internacional (Díaz Olariaga, 2021). Por ejemplo, todos los aeropuertos identificados en la Figura 1, a excepción del Aeropuerto de Armenia (AXM), están privatizados (para ser más precisos, su operación está concesionada a operadores privados), y desde hace varios años (todo ello, en diferentes épocas, en las últimas tres décadas). Estas privatizaciones, con una inversión aproximada (en conjunto) de USD 1.600 millones, mejoraron / ampliaron las infraestructuras aéreas y modernizaron su tecnología (Díaz Olariaga y Alonso, 2021). Por otro lado, las políticas aéreas, a través de los convenios aéreos bilaterales, contribuyeron a aumentar los destinos internacionales directos, entre Colombia y el resto del mundo. Actualmente, el número de rutas que unen destinos colombianos con el extranjero de forma directa, es decir sin escalas, se ha duplicado con respecto al existente a principios de la década de 1990 (Aerocivil, 2023); esta situación contribuyó al aumento progresivo de entrada de turismo receptivo vía aérea al país (Díaz Olariaga, 2021).

Finalmente, hay que mencionar que la mayoría de los aeropuertos internacionales identificados en la Figura 1 están ubicados en zonas de alto impacto turístico, con gran afluencia de turistas, tanto

nacionales como internacionales, y muy especialmente aquellos situados en el Mar Caribe (ADZ), la costa Caribe (SMR, CTG, BAQ), y en la capital de Colombia, debido a que el Aeropuerto de Bogotá-El Dorado es el *hub* principal del país.

Figura 1: Ubicación de los aeropuertos internacionales en Colombia.
Leyenda: el nombre de la ciudad, donde se localiza el aeropuerto, viene acompañado, entre paréntesis, del código IATA del aeropuerto.



Fuente: Aerocivil (2023).

4. Marco teórico

El modelamiento de variables en el tiempo implica considerar la estructura temporal de los datos y capturar las relaciones y patrones que pueden existir en ellos. Es por ello por lo que los modelos de series de tiempo se utilizan para analizar y predecir variables que se registran en intervalos de tiempo regulares. Estos modelos asumen que la variable de interés sigue un patrón temporal y se basan en las observaciones pasadas para hacer predicciones futuras. Dentro de las posibilidades de modelamiento se encuentran los modelos de promedio móvil (MA), el modelo autorregresivo (AR), el modelo de media móvil autorregresivo (ARMA) y el modelo autorregresivo integrado de media móvil (ARIMA) (Koller y Friedman, 2009). Por otra parte, se encuentran los modelos de regresión temporal, los cuales se utilizan cuando la variable de interés depende de variables explicativas y también está influenciada por el tiempo. Estos modelos consideran tanto las relaciones entre las variables como las tendencias y patrones temporales. Pueden incluir variables de tiempo explícitas, como año, mes o día de la semana, o incorporar componentes de tiempo más complejos, como la estacionalidad o la tendencia. Por ejemplo, se cuenta con modelos de regresión temporal que incluyen la regresión lineal con términos de tiempo, la regresión con componentes de Fourier y los modelos de regresión con series de tiempo residuales. También, se encuentra dentro de la literatura los modelos de espacio de estado los cuales son una herramienta avanzada en el modelamiento de variables en el tiempo. Estos modelos asumen que una serie de tiempo es el resultado de un proceso no observable (estado) que evoluciona a lo largo del tiempo y se refleja en las observaciones. Los modelos de espacio de estado permiten capturar tanto las relaciones entre las variables como la evolución temporal de los estados latentes. Estos modelos pueden ser utilizados para pronósticos, filtrado y suavización de datos. Algunos ejemplos de modelos de espacio de estado incluyen el filtro de Kalman y el algoritmo de suavización de Kalman (Hamilton, 1994). En esta línea, Scott y Varian (2014, 2015) desarrollaron el modelo BSTS con el fin de poder encontrar el mejor modelo y su respectivo pronóstico en el corto y largo plazo para series temporales. Además, en el trabajo de Peters et al. (2017) se encuentra el desarrollo inferencial de las relaciones causales del modelo. Siguiendo con la línea de los trabajos previos, se debe tener en cuenta la elección denominada *spike and slab* (George y McCulloch, 1997), dado que con ello se determinan los predictores en la regresión a lo largo del modelamiento y, finalmente, el cálculo del promedio (Hoeting et al., 1999) para el modelo bayesiano, con el cual se encuentra una combinación de los posibles resultados de acuerdo a la selección de las características de la serie de tiempo y que influyen en el cálculo de predicción final. El uso de lo expuesto anteriormente permite tener una interpretación bayesiana natural y al estar presentes en un modelo BSTS permitirá obtener mejores resultados (Bach et al., 2013; Harvey et al., 2007).

Por otro lado, Zhang y Fricker (2021) propusieron modelos BSTS flexibles y que pueden adaptarse a diferentes situaciones y patrones en los datos; ellos utilizaron el marco de los modelos de espacio de estado y el algoritmo de filtro de Kalman para realizar estimaciones y pronósticos. La principal ventaja de los modelos BSTS es que permiten incorporar información previa (a priori) y actualizarse a medida que se disponen de nuevos datos, lo que proporciona resultados más precisos y una medida de incertidumbre en las predicciones. Santana (2019) propone el uso de los modelos BSTS que se basan en dos partes, el patrón de tendencia de los datos y un posible grado de estacionalidad, además, se cuenta con elementos de regresión, los cuales permiten adicionar variables exógenas que permitan la reducción de los errores generados en los pronósticos. Por su parte, Brodersen et al. (2015) establecen algunas de las ventajas del uso de los BSTS cuando se presentan intervenciones en los mercados, dado que permiten hacer inferencia sobre la tendencia temporal del impacto por algún fenómeno, incorpora los antecedentes empíricos sobre los parámetros y permite tener una adaptación cuando se presentan múltiples fuentes de variación, incluida la influencia de variables contemporáneas en el tiempo. Por otro lado, Giri et al. (2020) muestran como el modelo es flexible y adaptable a diversos comportamientos de las series de tiempo actuales, las cuales no cuentan con suficiente información para ser modeladas por modelos clásicos, sus resultados permiten tomar decisiones tanto en la temporalidad (corto, mediano y largo plazo) de las predicciones, además de poder incluir las variables regresoras adecuadas y modelar los comportamientos estacionales de las series. Y, finalmente, Madhavan et al. (2023) muestran que para pronósticos de demanda de pasajeros y carga aérea los modelos clásicos presentan buenas estimaciones para el corto plazo, mientras que con el uso de los modelos BSTS en el mediano y largo plazo las estimaciones de los pronósticos son mejores que con el uso de metodologías clásicas.

5. Metodología

5.1. Modelo

Los modelos BSTS están en la capacidad de modelar y predecir la demanda de turismo, permitiendo una planificación más efectiva con la capacidad instalada, los recursos disponibles y las estrategias de los países o regiones para absorber el movimiento de pasajeros. Además, están en la capacidad de capturar patrones estacionales, tendencias a largo plazo y otros factores cíclicos que influyen en la industria turística, y por último se convierten en una herramienta para la evaluación del impacto de posibles eventos externos (como desastres naturales, crisis económicas o cambios en las políticas gubernamentales) en la industria turística. (Brodersen et al., 2015; Blei et al., 2017; Durbin y Koopman, 2012; Hasyati et al., 2022; Hyndman y Athanasopoulos, 2018; Koop et al., 2007).

La metodología del modelo BSTS (*Bayesian Structural Time Series*) se basa en la teoría bayesiana y en el enfoque de espacio de estado para modelar y predecir series temporales. En la formulación del modelo, se identifican los componentes estructurales de la serie temporal que se va a modelar, las cuales pueden incluir tendencias, estacionalidad, u otros eventos, como así también los regresores externos y los errores estocásticos. El modelo se define en términos de un 'espacio de estado', que consiste en un modelo de evolución y un modelo de observación. El modelo de evolución describe cómo evolucionan las variables de estado latentes a lo largo del tiempo, mientras que el modelo de observación relaciona las variables observadas con las variables de estado latentes. Para el siguiente paso, se utiliza la inferencia bayesiana con el fin de estimar los parámetros del modelo y para realizar predicciones, en esta se especifican distribuciones a priori para los parámetros del modelo, y luego se actualizan estas distribuciones a posteriori en función de los datos observados utilizando el teorema de Bayes. Por último, para el cálculo de las distribuciones a posteriori de los parámetros del modelo, se utiliza el muestreo Markov chain Monte Carlo (Jones y Qin, 2022).

Los modelos de series de tiempo bayesianos, en particular el BSTS, se define o establece con el uso de dos ecuaciones fundamentales, primero la denominada ecuación de observación y en segunda instancia se tiene la ecuación de transición (Scott y Varian, 2014). En primer lugar, la ecuación de observación seguirá el siguiente comportamiento:

$$y_t = \mu_t + \varepsilon_t \quad (1)$$

donde $t=1,2,...,T$ y $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$. En esta ecuación muestra la medición de la variable en estudio en el momento t , la cual estará ligada a un estado latente denominado μ_t y por último, se tiene el componente de ruido denominado ε_t .

En segunda instancia, la ecuación de transición seguirá el siguiente comportamiento:

$$\mu_{t+1} = \mu_t + \eta_t \quad (2)$$

dónde $\eta_t \sim N(0, \sigma^2)$.

Dadas las ecuaciones anteriores, aquellos modelos que se puedan tratar con estas dos ecuaciones (observación y transición), puede ser transformado como un modelo básico estructural dividido en los componentes de estado, los cuales son la tendencia μ_t , el comportamiento estacional τ_t y el componente de regresión $\beta^T x_t$ (en este componente se encuentran todas las covariables que se deseen incluir en el modelo). Por lo anterior, se tienen las siguientes ecuaciones:

$$y_t = \mu_t + \tau_t + \beta^T x_t + \varepsilon_t \quad (3)$$

dónde:

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \delta_{t-1} + \eta_t \quad (4)$$

$$\delta_t = \delta_{t-1} + w_t \quad (5)$$

$$\tau_t = - \sum \tau_{t-s} + \gamma_t \quad (6)$$

las variables ε , η , w y γ son variables aleatorias con distribución normal con varianza constante respecto al tiempo pero diferentes entre sí; además:

- τ : Representa el componente aleatorio S , el cual es el número de estaciones.
- δ_t Representa una caminata aleatoria, es la encargada de determinar la tendencia de los datos.
- μ_t Representa la tendencia actual, además, μ_t depende del comportamiento de $\mu_{t-1} + \delta_{t-1}$ junto con el ruido generado por η_t .
- x_t : Es el vector de covariables, reúne las series de tiempo permiten mejorar la estimación de la variable y .

Finalmente, se determina el intervalo de confianza para cada uno de los escenarios que se proyectan: óptimo (o 'base'), inferior (o 'pesimista') y superior (u 'optimista') (de Gooijer y Godefay, 1999; Matzner-Lofber et al., 1998).

5.2. Datos

Para el cálculo computacional se utilizan datos del indicador 'entrada de turistas extranjeros (no residentes) vía aérea a Colombia' (MinCIT, 2023). Es importante destacar que este indicador no incluye: (a) colombianos que residen en el exterior y que ingresan al país por temas turísticos, familiares, de trabajo, por negocios, u otros motivos, (b) el ingreso de extranjeros que residen en Colombia, y (c) la entrada de ciudadanos de Venezuela (que llegaron al país por temas humanitarios, sociales, económicos y políticos). El periodo de estudio de los datos es de 1992 a 2022, ambos inclusive; periodo que incluye el desarrollo e implementación de todas las políticas públicas turísticas en el país desde sus inicios, por lo que el periodo es totalmente representativo para el análisis aquí propuesto.

La pandemia de COVID-19 generó un impacto significativo en el turismo en general, y en su vertiente aérea en particular, generando incertidumbre e imprevisibilidad en la medida que los países, las aerolíneas y los destinos empezaron a adaptarse a la situación. Como consecuencia se presentó incertidumbre económica que pudo influir en la volatilidad de los precios del combustible y otros costos operativos para las aerolíneas, lo que agrega otra capa de imprevisibilidad a la industria. Sin embargo, dichas circunstancias no afectan el modelo propuesto, debido a que las variables que se tuvieron en cuenta como la tasa de cambio (peso colombiano-dólar USA), recoge las variaciones de los precios de los combustibles, permitiendo que el modelo no sufra cambios significativos.

Los datos turísticos aquí utilizados fueron obtenidos de fuentes oficiales del gobierno colombiano (MinCIT, 2022, 2023), asimismo cabe mencionar que dichos datos pueden presentar ciertas limitaciones (en especial los más antiguos), como precisión, inconsistencia (entre diferentes años), y desfases, aspectos que se tuvieron en cuenta en la tarea de análisis, corrección y depuración de datos previo a la aplicación del modelo matemático desarrollado.

En lo que se refiere a los datos socioeconómicos utilizados en la investigación, los mismos son, para el periodo de análisis 1992-2022 y a nivel general del país-caso de estudio (DANE, 2023; Banco de la República de Colombia, 2023): PIB nacional, PIB per cápita, Población, Índice de Precios al Consumidor (IPC), TRM (tasa de cambio peso colombiano-dólar USA), Índice Gini (índice de pobreza), y Tasa de Desempleo (TD).

6. Resultados

Las variables económicas juegan un papel fundamental en la formulación y ejecución de la política pública de turismo en cualquier país. Estas variables pueden influir en varios aspectos de la política turística, incluyendo la asignación de recursos, la promoción de la competitividad del sector, la atracción de inversiones y la generación de empleo. En primer lugar, se tiene el crecimiento económico como un factor clave que puede impulsar el desarrollo del turismo. En un entorno de crecimiento económico sólido medido a través del PIB, se pueden asignar más recursos para la promoción turística, la mejora de la infraestructura y la diversificación de productos turísticos. Además, un mayor poder adquisitivo de la población puede aumentar la demanda de servicios turísticos, tanto a nivel nacional como internacional.

También se tiene las fluctuaciones en el tipo de cambio (de divisa), los cuales pueden tener un impacto significativo en el turismo receptivo. Una moneda nacional débil frente al dólar USA puede hacer que los destinos turísticos sean más asequibles para los turistas extranjeros, lo que puede impulsar el turismo receptivo.

Con el fin de obtener los mejores pronósticos y dadas las ventajas señaladas de los modelos BSTS, se realizará una descripción de las variables y se presentarán los resultados de la modelación tanto

con solo la variable a predecir (entrada de turistas extranjeros (no residentes) vía aérea a Colombia) como dicha variable más los aportes de las combinaciones de las covariables.

El modelo propuesto se evaluará usando error porcentual absoluto medio (MAPE) que mide el tamaño del error (absoluto) en términos porcentuales por debajo del 10 % (límite de aceptabilidad en el comportamiento del modelo). El MAPE es un indicador utilizado frecuentemente por los desarrolladores de pronósticos debido a su fácil interpretación. Un pequeño (o bajo) valor de MAPE indica que los pronósticos tienen una mayor probabilidad de ser precisos (Rodríguez et al., 2020). Hay que destacar que las ventajas de utilizar MAPE, como indicador del error (o fiabilidad del modelo de pronóstico), consisten, en primer lugar, en que se expresa en porcentaje, lo que hace que su interpretación sea intuitiva y fácil de entender, y además es independiente de la escala de datos, lo que significa que se puede utilizar para comparar la precisión de los pronósticos en diferentes contextos, lo que facilita la comparación entre diferentes modelos o conjuntos de datos. Y, en segundo lugar, el MAPE penaliza proporcionalmente los errores, lo que significa que los errores grandes tienen un mayor impacto en la métrica que los errores pequeños, esto refleja adecuadamente la importancia de los errores en el pronóstico y es especialmente útil cuando se quiere dar prioridad a la precisión en grandes previsiones.

En otro orden, hay que mencionar que en el modelo se realizó un análisis de intervención con el fin de tratar adecuadamente los datos correspondientes al año 2020, periodo en la cuál por la pandemia todas las variables sufrieron un choque atípico. Dicho análisis de intervención es uno del tipo ‘impulso compensado’ el cual capta cambios transitorios de nivel (Box y Tiao, 1975). Además, se presenta la estimación del pronóstico de la variable junto a su intervalo de confianza en el tiempo, generando tres escenarios para el pronóstico, el óptimo correspondiente al pronóstico de la variable (escenario también denominado ‘base’), el escenario mínimo (también denominado ‘pesimista’) correspondiente a la estimación del límite inferior del intervalo de confianza del pronóstico y el escenario máximo (también conocido como ‘optimista’) correspondiente al límite superior del intervalo de confianza del pronóstico.

En la Figura 2 se presenta el pronóstico del escenario mínimo de la variable a pronosticar, donde el mejor modelo tiene como covariable la TRM (Tasa Representativa de Mercado, o cambio COP-USD). En la Tabla 1, se presenta el comportamiento de los modelos propuestos, basado en el valor del error de pronóstico (MAPE), de los diferentes modelos de predicción (según la covariable utilizada); como se puede apreciar, todos los modelos presentan un MAPE inferior al 10%, lo que confiere al modelo utilizado un alto nivel de predictibilidad (Rodríguez et al., 2020; Ren y Glasure, 2009).

Figura 2: Pronóstico (2023-2030) de ‘escenario mínimo’ para la variable a predecir (entrada de turistas extranjeros (no residentes) vía aérea a Colombia). Presentación del mejor modelo calculado, que se obtuvo conjugando la variable a pronosticar más la covariable TRM.

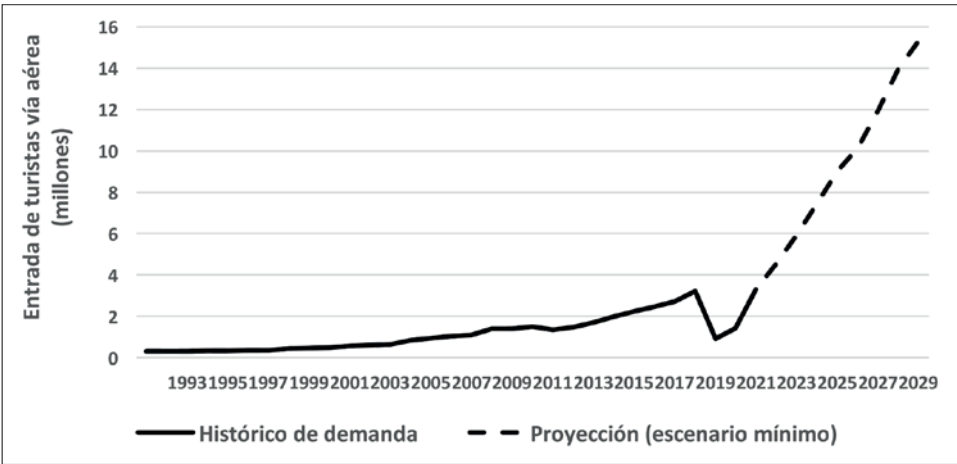


Tabla 1: Comparación de valores de MAPE para los diferentes modelos obtenidos para el pronóstico del escenario mínimo, en donde se conjugaron la variable a pronosticar (entrada de turistas extranjeros (no residentes) vía aérea a Colombia, o T.E.) y las diferentes covariables (socioeconómicas).

Variable	Covariable	MAPE
T.E.	TRM	1,2%
T.E.	TD	1,9%
T.E.	TRM, POBLA	2,1%
T.E.	POBLA	2,2%
T.E.	GINI	4,2%
T.E.	IPC, PIB, TRM	4,7%
T.E.	TD, TRM, POBLA	5,9%
T.E.	IPC	6,9%
T.E.	PIB	7,9%
T.E.	PIB, TRM	9,7%
T.E.	Sin covariables	9,8%

En la Figura 3 se presenta el pronóstico del escenario óptimo de la variable a pronosticar, donde el mejor modelo tiene como covariable la TRM (Tasa Representativa de Mercado, o cambio COP-USD). En la Tabla 2 se presenta el comportamiento de los modelos propuestos, basado en el valor del error de pronóstico (MAPE), de los diferentes modelos de predicción (según la covariable utilizada); como se puede apreciar, todos los modelos presentan un MAPE inferior al 10%.

Figura 3: Pronóstico (2023-2030) de ‘escenario óptimo’ para la variable a predecir (entrada de turistas extranjeros (no residentes) vía aérea a Colombia). Presentación del mejor modelo calculado, que se obtuvo conjugando la variable a pronosticar más la covariable TRM.

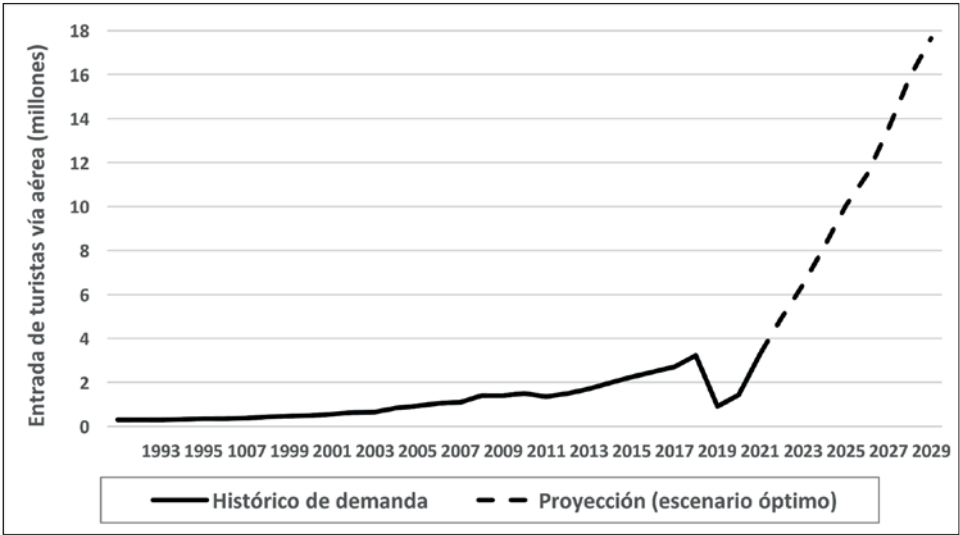


Tabla 2: Comparación de valores de MAPE para los diferentes modelos obtenidos para el pronóstico del escenario óptimo, en donde se conjugaron la variable a pronosticar (entrada de turistas extranjeros (no residentes) vía aérea a Colombia, o T.E.) y las diferentes covariables (socioeconómicas).

Variable	Covariable	MAPE
T.E.	TRM	1,7%
T.E.	IPC, PIB, TRM	2,2%
T.E.	TRM, POBLA	3,5%
T.E.	PIB	3,9%
T.E.	IPC	4,9%
T.E.	TD, TRM, POBLA	5,4%
T.E.	GINI	5,5%
T.E.	POBLA	6,5%
T.E.	TD	7,8%
T.E.	Sin covariables	7,9%
T.E.	PIB, TRM	9,3%

En la Figura 4. se presenta el pronóstico del escenario óptimo de la variable a pronosticar, donde el mejor modelo tiene como covariable la TRM (Tasa Representativa de Mercado, o cambio COP-USD). En la Tabla 3 se presenta el comportamiento de los modelos propuestos, basado en el valor del error de pronóstico (MAPE), de los diferentes modelos de predicción (según la covariable utilizada); como se puede apreciar, todos los modelos presentan un MAPE inferior al 10%.

Figura 4: Pronóstico (2023-2030) de ‘escenario máximo’ para la variable a predecir (entrada de turistas extranjeros (no residentes) vía aérea a Colombia). Presentación del mejor modelo calculado, que se obtuvo conjugando la variable a pronosticar más la covariable TRM.

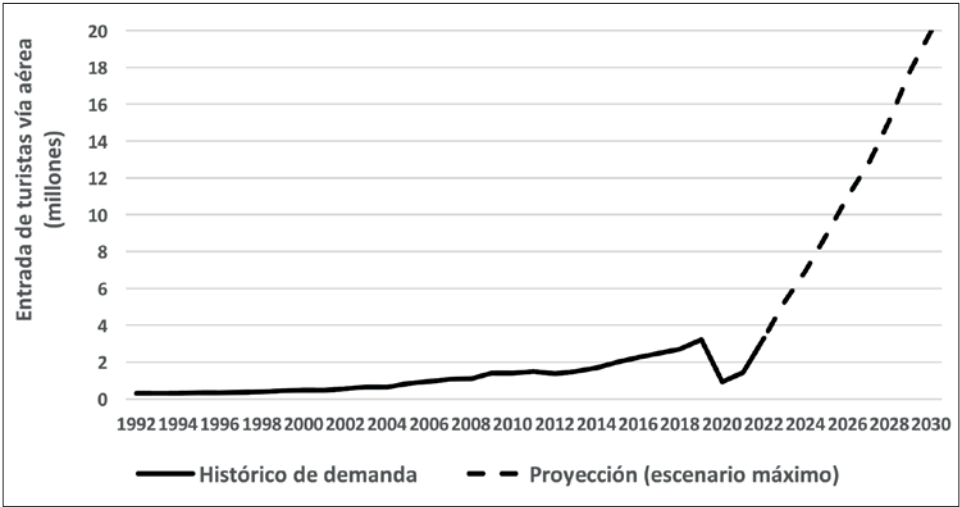


Tabla 3: Comparación de valores de MAPE para los diferentes modelos obtenidos para el pronóstico del escenario máximo, en donde se conjugaron la variable a pronosticar (entrada de turistas extranjeros (no residentes) vía aérea a Colombia, o T.E.) y las diferentes covariables (socioeconómicas).

Variable	Covariable	MAPE
T.E.	TRM	1,1%
T.E.	PIB	3,1%
T.E.	TRM, POBLA	3,3%
T.E.	IPC	3,7%
T.E.	TD, TRM, POBLA	4,1%
T.E.	POBLA	4,4%
T.E.	IPC, PIB, TRM	5,0%
T.E.	PIB, TRM	5,1%
T.E.	TD	6,1%
T.E.	GINI	8,8%
T.E.	Sin covariables	9,9%

7. Discusión

Los mejores resultados de los modelos implementados para el cálculo del pronóstico se consiguen incorporando en el modelo la covariable TRM (Tasa Representativa del Mercado, es decir, el cambio peso colombiano-dólar USA), ya sea sola o con otras covariables, con valores MAPE menores del 2% (en los modelos que presentaron un mejor comportamiento). Antes de la pandemia del COVID-19 el valor del peso colombiano se mantenía relativamente estable con respecto al dólar USA, pero desde la pandemia (marzo 2020) hasta diciembre 2022 (final del periodo de estudio de la presente investigación), el peso colombiano perdió el 30% de su valor con respecto al dólar USA (Banco de la República de Colombia, 2023). Incluso a fecha de cierre del presente artículo (mediados 2023), el peso colombiano continúa desvalorizándose significativamente con respecto al dólar USA (Banco de la República de Colombia, 2023). Esta situación, de fortaleza del dólar USA con respecto a la moneda local, puede favorecer, e incluso impulsar, la entrada de turistas extranjeros al país, ya que este se torna más competitivo con respecto a otros mercados turísticos (en especial con los existentes en la región Caribe). Parece evidente que los modelos han sido muy sensibles al comportamiento de la variable TRM en el cálculo del pronóstico. Cabe mencionar que con las covariables utilizadas en esta investigación no es posible mejorar los valores obtenidos del MAPE (ya de por sí muy aceptables). Ahora bien, el MAPE se podría mejorar aumentando el número de covariables, pero para el país-caso de estudio aquí analizado se utilizaron todas las covariables socioeconómicas existentes y estadísticamente disponibles (y utilizadas habitualmente en este tipo de pronósticos) (Li et al., 2022; Tica y Kozic, 2015; Yin, 2020).

En lo que respecta al planteamiento matemático aquí adoptado, se tuvo en consideración que la estadística bayesiana es el único enfoque en el que se hace un uso explícito de la probabilidad para cuantificar la incertidumbre de la inferencia. Se trata de un proceso de aprendizaje iterativo en el que se alcanzan conclusiones sobre un fenómeno (probabilidad a posteriori) a partir del conocimiento previo sobre el sistema (probabilidad a priori) y de nuevas evidencias (información proveniente de los datos). Es decir, los resultados de un nuevo estudio podrían ser usados para actualizar el conocimiento sobre el sistema e incluirlo en estudios posteriores. Por tanto, la estadística bayesiana se basa en la reasignación de credibilidad a través de las probabilidades, donde las probabilidades son los valores de los parámetros en modelos matemáticos coherentes (Bolker 2008; Kéry 2010; Gelman et al., 2013; McElreath 2016). El uso de modelos bayesianos tiene una serie de ventajas sobre la estadística frecuentista (Bolker 2008; Clark 2005; Gelman et al. 2013), por ejemplo: (a) permite ajustar modelos complejos no abordables por métodos frecuentistas; (b) permite alcanzar estimaciones más exactas de

los parámetros cuando el tamaño muestral es pequeño; (c) la interpretación de los resultados es fácil y directa ya que indican la probabilidad de que un parámetro tome un cierto valor; (d) se pueden incluir medidas de incertidumbre, datos perdidos y diferentes niveles de variabilidad; (e) permite realizar propagaciones de error; (f) permite especificar las distribuciones de los parámetros (dependientes a su vez de otros parámetros) cuando a priori se sabe cómo se distribuyen; y (g) minimiza el uso de límites arbitrarios para tomar decisiones.

En el aspecto económico, en Colombia la aportación económica del turismo receptivo del año 2023 creció un 22,4% con respecto al 2022 (en este año la aportación fue de aproximadamente USD 10 mil millones). En 2022 se registró un crecimiento del 56,6% con respecto al 2021, y en este año el crecimiento del indicador con respecto al 2020 fue del 78,1% (Banco de la República de Colombia, 2023; DANE, 2023b; FONTUR, 2023; MinCIT, 2023b). Este mantenido crecimiento de la contribución del turismo al PIB nacional (2,1% en el año 2022 (Banco de la República de Colombia, 2023)) es lo que impulsa a las autoridades colombianas a seguir generando e implementando políticas turísticas, como ya lo viene haciendo desde hace casi tres décadas, consciente del motor económico que representa para el país la industria turística (Alonso, 2022).

Las proyecciones de demanda aquí calculadas se presentan positivas (en cuanto a su crecimiento), donde la tendencia a medio-largo plazo muestra un comportamiento similar al experimentado en el periodo post pandémico (2021 y 2022). Visto el crecimiento de la demanda turística internacional vía aérea en el periodo prepandémico, y la proyección a medio-largo plazo aquí estimada, será muy recomendable que el gobierno y las instituciones (públicas y privadas), sigan desarrollando y dando obligada continuidad a la aplicación de las políticas públicas turísticas. Ahora bien, y según se desarrolló en una sección anterior (sobre el Caso de Estudio), las autoridades turísticas aún tienen pendiente la consecución de dos grandes desafíos para incentivar y potenciar la demanda turística internacional (que al país llega, principalmente, vía aérea): la competitividad y la seguridad. Empezando por esta última, la firma del Acuerdo de Paz entre el gobierno colombiano y las Fuerzas Armadas Revolucionarias de Colombia-Ejército del Pueblo (FARC-EP), en noviembre de 2016, ha tenido una influencia en el crecimiento del turismo receptivo internacional (MinCIT, 2023; Menchero, 2018). En el nuevo escenario de posconflicto, el gobierno colombiano considera al turismo como un sector económico que posibilita el crecimiento y desarrollo de muchas zonas / regiones de Colombia. Por ello, el Plan Nacional de Desarrollo 2014-2018, en línea con el Plan Sectorial de Turismo ‘Turismo para la Construcción de la Paz (2014-2018)’ estructuró, para el desarrollo común, varios ejes estratégicos y/o temáticos, de entre los cuales se encuentra la conectividad aérea y sus infraestructuras asociadas, más específicamente, se propuso la mejorar la calidad de las infraestructuras aeroportuarias en todos aquellos destinos con alto potencial turístico (DNP, 2014). Y en cuanto a la competitividad los diferentes planes sectoriales han ido mejorando y reforzando en sus planteamientos en este tema, sin aun poder alcanzar estándares competitivos de nivel internacional, tanto a nivel regional como mundial. Pero las autoridades turísticas colombianas reconocen que para conseguir altos niveles de competitividad y calidad se debe seguir trabajando en planes de formación, capacitación y entrenamiento, en todos los órdenes y con todos los agentes del turismo, tanto públicos como privados, además de apoyarse en las diferentes políticas públicas en competitividad, en curso desde hace dos décadas (Díaz Olariaga, 2021).

8. Conclusiones

La previsión de la demanda turística es de gran interés tanto para el sector público como para las empresas de la industria del turismo. Las previsiones precisas de la demanda pueden, por un lado, ayudar a la formulación de políticas públicas turísticas, y, por otro lado, ayudar a las empresas del sector a que los recursos se asignen eficientemente y permitir ajustes rápidos en la oferta de productos y servicios turísticos, así como evitar desequilibrios entre la oferta y la demanda. Por lo tanto, el desarrollo de modelos precisos de previsión de la demanda turística es una cuestión crítica.

En lo que se refiere a la metodología, entre las razones para utilizar modelos BSTS se encuentra que permite modelar una amplia variedad de componentes en series de tiempo como tendencias, estacionalidad, ciclos, etc. Permite realizar modelos que se adaptan a la estructura específica de los datos. Además, utiliza métodos bayesianos para estimar los parámetros del modelo. Esto significa que puede incorporar información previa y actualizar estimaciones a medida que recopila más datos, además proporciona intervalos de confianza bayesianos que reflejan la incertidumbre en los pronósticos. Por otro lado, los modelos BSTS se utilizan para detectar anomalías en datos de series temporales,

lo que puede resultar útil para identificar valores atípicos o eventos inusuales (como la pandemia del COVID-19). El uso de los modelos bayesianos permite la posibilidad de trabajar con pronósticos de series temporales a largo plazo, presentando una ventaja respecto a los modelos clásicos de series de tiempo que convergen a la media en el largo plazo además de no asimilar los cambios en la estructura de la serie como si lo hacen los modelos aquí presentados. Finalmente, los modelos BSTS permiten la incorporación de covariables, o variables exógenas al modelo, como aquí se ha realizado (incorporando a las modelos covariables socioeconómicas), para mejorar la precisión de las predicciones, lo cual es una capacidad valiosa cuando se dispone de información adicional que puede ayudar a explicar el comportamiento de las series temporales.

En relación con los resultados obtenidos, se puede destacar que los pronósticos van en línea con el comportamiento de la demanda en el periodo prepandémico, y muy en especial con la tendencia mostrada por la demanda en el periodo de recuperación post pandémico (año 2022). Además, se evidencia que el uso de los modelos BSTS, tanto con covariables como sin covariables, presentan resultados aceptables en el pronóstico (aunque con covariables en los modelos se obtuvieron mejores resultados), los cuales fueron justificados con el MAPE mostrando valores por debajo del 10% de error, también son modelos que presentan robustez a la hora de modelar series que han tenido choques en su estructura como la que se presentó por la emergencia sanitaria del COVID-19 a nivel mundial y que llevó los valores de las series a niveles mínimos para después empezar a regresar a su estado habitual. Además, el uso de los modelos BSTS combinado con el análisis de intervención permite capturar el impacto, y el posterior desarrollo, de eventos ajenos al histórico de la serie de tiempo, lo cual es una ventaja sobre otros modelos permitiendo tener pronósticos a mediano y largo plazo con alta confiabilidad.

Finalmente, y para dar continuidad a futuros estudios relacionados, se presentan varias alternativas, a saber: (1) aunque el histórico de datos de todas las variables utilizadas es extenso (1992-2022), este rango podría ampliarse, por ejemplo, diez o quince años más, para ver cómo el modelo (BSTS) se comporta con mayor cantidad de datos (o serie temporal más extensa), aunque esto representa un desafío (ya que en el país caso de estudio no siempre es posible obtener datos tan antiguos y de calidad); (2) aunque el modelo actual presenta un excelente desempeño para un pronóstico a medio-largo plazo (8 años), sería interesante ver cómo se comporta el modelo para un horizonte de pronóstico más extensos, por ejemplo a largo (15 años) o muy largo plazo (20-25 años); (3) considerando que la pandemia de COVID-19 tuvo un fuerte impacto en la caída de la demanda, sería interesante utilizar, simultáneamente con el modelo BSTS, otras metodologías para comparar el comportamiento y desempeño de los diferentes modelos en relación al impacto producida por la pandemia de COVID-19 en los datos de demanda; (4) utilizando modelos BSTS, ampliar el abanico de covariables, incluyendo aquellas más relacionadas con la industria turística, aunque esto también tiene su complejidad en el país-caso de estudio, ya que muchos indicadores turísticos aún no se generan, gestionan y actualizan estadísticamente; (5) y finalmente, probar este planteamiento de predicción de la demanda turística en otros mercados turísticos más desarrollados y/o consolidados de la región latinoamericana, ya que en Colombia, además de la relativamente corta historia de su industria turística, el país ha sufrido, durante las últimas seis décadas, situaciones sociopolíticas complejas que han impactado negativamente en la imagen turística del país en el exterior.

Bibliografía

- Aerocivil (2023). Estadísticas de la actividad aeronáutica. Autoridad Aeronáutica Civil de Colombia. <https://www.aerocivil.gov.co/atencion/estadisticas-de-las-actividades-aeronauticas>
- Alonso, J. (2022). “El turismo como motor de crecimiento económico en Colombia (2000-2019).” *Revista Internacional de Turismo, Empresa y Territorio*, 6 (1), 57-83. DOI: 10.21071/riturem.v6i1.14056
- Bach, S.; Huang, B.; London, B. y Getoor, L. (2013). “Hinge-loss Markov Random Fields: Convex Inference for Structured Prediction.” *arXiv:1309.6813 [cs.LG]*. DOI: 10.48550/arXiv.1309.6813
- Balli, F.; Balli, H.O. y Louis, R. (2016). “The impacts of immigrants and institutions on bilateral tourism flows.” *Tourism Management*, 52, 221–229. DOI: 10.1016/j.tourman.2015.06.021
- Banco de la República de Colombia (2023). Estadísticas económicas. <https://www.banrep.gov.co/es/estadisticas>
- Benavides, G. (2015). “Las políticas públicas del turismo receptivo colombiano.” *Suma de Negocios*, 6 (13), 66-73. DOI: 10.1016/j.sumneg.2015.08.005
- Benavides, G. y Venegas, S. (2013). “Una aproximación a la competitividad, las tendencias y la política pública en el turismo colombiano.” *Revista de Análisis Turístico*, 16, 1-12.

- Box, G. y Tiao, G. (1975). "Intervention analysis with applications to economic and environmental problems." *Journal of the American Statistical Association*, 70, 70–79. DOI: 10.1080/01621459.1975.10480264
- Blei, D.; Kucukelbir, A. y McAuliffe, J. (2017). "Variational inference: A review for statisticians". *Journal of the American Statistical Association*, 112(518), 859-877. DOI: 10.1080/01621459.2017.1285773
- Bolker, B. (2008). *Ecological models and data in R*. Princeton: Princeton University Press.
- Brodersen, K.; Gallusser, F.; Koehler, J.; Remy, N. y Scott, S. (2015). "Inferring causal impact using Bayesian structural time-series models." *The Annals of Applied Statistics*, 9, 247–274. DOI: 10.1214/14-AOAS788
- Chen, J.; Li, G.; Wu, D. y Shen, S. (2019). "Forecasting seasonal tourism demand using a multiseries structural time series method." *Journal of Travel Research*, 58 (1), 92–103. DOI: 10.1177/0047287517737191
- Cho, V. (2003). "A comparison of three different approaches to tourist arrival forecasting." *Tourism Management*, 24 (3), 323–330. DOI: 10.1016/S0261-5177(02)00068-7
- Chu, F. (1998). "Forecasting tourism demand in Asian-Pacific countries." *Annals of Tourism Research*, 25 (3), 597–615. DOI: 10.1016/S0160-7383(98)00012-7
- Clark, J. (2005). "Why environmental scientists are becoming Bayesians". *Ecology Letters*, 8(1), 2-14. DOI: 10.1111/j.1461-0248.2004.00702.x
- Darani, H.R. y Asghari, H. (2018). "Study of international tourism demand in Middle East by panel data model." *International Journal of Culture, Tourism and Hospitality Research*, 12 (1), 80–88. DOI: 10.1108/IJCTHR-03-2017-0030
- de Gooijer, J. G. y Godefay, D. (1999). "Kernel-based multistep-ahead predictions of the U.S. short-term interest rate." *Tinbergen Institute Discussion Papers 99- 015/4*. <https://hdl.handle.net/11245/1.155836>
- DANE (2023). Estadísticas por tema. Departamento Administrativo Nacional de Estadística. <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema>
- DANE (2023b). Cuenta satélite de turismo. Departamento Administrativo Nacional de Estadística. <https://www.dane.gov.co/index.php/comunicados-y-boletines/cuentas-y-sintesis-nacionales/turismo>
- Díaz Olariaga, O. (2015). "Análisis de la aplicación de políticas públicas en el sector turismo. El caso de Colombia." *Gestión y Análisis de Políticas Públicas*, 14, 115-130.
- Díaz Olariaga, O. y Carvajal, A. (2020). "Perspectiva geográfica del desarrollo de la conectividad aérea en Colombia." *Boletín Geográfico*, 42(2), 145-168
- Díaz Olariaga, O. (2021). "Influencia de la política pública de transporte aéreo en la dinámica del flujo turístico. El caso de Colombia." *PASOS, Revista de Turismo y Patrimonio Cultural*, 19(2), 285-301. DOI: 10.25145/j.pasos.2021.19.019
- Díaz Olariaga, O. y Alonso, C. (2021). "Impact of airport policies on regional development. Evidence from the Colombian case." *Regional Science Policy & Practice*, 1–26. DOI: 10.1111/rsp3.1248326
- DNP (1998). *Plan Nacional de Desarrollo 1998-2002*. Bogotá: Departamento Nacional de Planeación (Colombia).
- DNP (2002). *Plan Nacional de Desarrollo 2002-2006*. Bogotá: Departamento Nacional de Planeación (Colombia).
- DNP (2006). *Plan Nacional de Desarrollo 2006-2010*. Bogotá: Departamento Nacional de Planeación (Colombia).
- DNP (2010). *Plan Nacional de Desarrollo 2010-2014*. Bogotá: Departamento Nacional de Planeación (Colombia).
- DNP (2014). *Plan Nacional de Desarrollo 2014-2018*. Bogotá: Departamento Nacional de Planeación (Colombia).
- DNP (2018). *Plan Nacional de Desarrollo 2018-2022*. Bogotá: Departamento Nacional de Planeación (Colombia).
- Durbin, J. y Koopman, S. (2012). *Time Series Analysis by State Space Methods*. Oxford: Oxford University Press.
- FONTUR (2023). Fontur Colombia comunicados. <https://acortar.link/cdjlfu>
- Fourie, J. y Santana-Gallego, M. (2011). "The impact of mega-sport events on tourist arrivals." *Tourism Management*, 32 (6), 1364–1370. DOI: 10.1016/j.tourman.2011.01.011
- Gelman, A.; Carlin, J.B.; Stern, H.S.; Dunson, D.; Vehtari, A. y Rubin, D. (2013). *Bayesian data analysis*. New York: Chapman and Hall / CRC Press.
- George, E. y McCulloch, R. (1997). "Approaches for Bayesian Variable Selection." *Statistica Sinica*. 7. 339-373. <http://www.jstor.org/stable/24306083>
- Gerakis, A.S. (1965). "Effects of exchange-rate devaluations and revaluations on receipts from tourism." *Staff Papers*, 12 (3), 365–384.

- Giri, S.; Purkayastha, S.; Hazra, S.; Chanda, A.; Das, I. y Das, S. (2020). "Prediction of Monthly Hilsa (Tenulosa ilisha) Catch in the Northern Bay of Bengal using Bayesian Structural Time Series Model." *Regional Studies in Marine Science*, 39, 101456. DOI: 10.1016/j.rsma.2020.101456
- Goh, C. y Law, R. (2002). "Modeling and forecasting tourism demand for arrivals with stochastic nonstationary seasonality and intervention." *Tourism Management*, 23 (5), 499–510. DOI: 10.1016/S0261-5177(02)00009-2
- Gray, H.P. (1966). "The demand for international travel by the United States and Canada." *International Economic Review*, 7 (1), 83–92.
- Gunter, U. y Onder, I. (2016). "Forecasting city arrivals with Google analytics." *Annals of Tourism Research*, 61, 199–212. DOI: 10.1016/j.annals.2016.10.007
- Hamilton, D. (1994). *Time Series Analysis*. Princeton: Princeton University Press.
- Hasyati, A.; Indriani, R. y Lestari, T. (2022). "Predicting Tourism Demand in Indonesia Using Google Trends Data". arXiv:2211.13938v1 [stat.AP]. DOI: 10.48550/arXiv.2211.13938
- Hassani, H.; Silva, E.S.; Antonakakis, N.; Filis, G. y Gupta, R. (2017). "Forecasting accuracy evaluation of tourist arrivals." *Annals of Tourism Research*, 63, 112–127. DOI: 10.1016/j.annals.2017.01.008
- Harvey, A.; Trimbur, T. y Van Dijk, H. (2007). "Trends and Cycles in Economic Time Series: A Bayesian Approach." *Journal of Econometrics*, 140, 618-649. DOI: 10.1016/j.jeconom.2006.07.006
- Hoeting, J.; Madigan, D.; Raftery, A. y Volinsky, C. (1999). "Bayesian Model Averaging: A Tutorial." *Statistical Science*, 14(4), 382-417. <https://www.jstor.org/stable/2676803>
- Hu, M. y Song, H. (2019). "Data source combination for tourism demand forecasting." *Tourism Economics*, 26(7), 1248-1265. DOI: 10.1177/1354816619872592
- Hu, Y. (2021a). "Forecasting the demand for tourism using combinations of forecasts by neural network-based interval grey prediction models." *Asia Pacific Journal of Tourism Research*, 26(12), 1350–1363. DOI: 10.1080/10941665.2021.1983623
- Hu, Y. (2021b). "Forecasting tourism demand using fractional grey prediction models with Fourier series." *Annals of Operations Research*, 300(2), 467–491. DOI: 10.1007/s10479-020-03670-0
- Hu, Y. y Jiang, P. (2020). "Fuzzified grey prediction models using neural networks for tourism demand forecasting." *Computational and Applied Mathematics*. DOI: 10.1007/s40314-020-01188-6
- Hu, Y.; Jiang, P. y Lee, P. C. (2019). "Forecasting tourism demand by incorporating neural networks into grey-Markov models." *Journal of the Operational Research Society*, 70(1), 12–20. DOI: 10.1080/01605682.2017.1418150
- Huang, Y. y Lee, Y. H. (2011). "Accurately forecasting model for the stochastic volatility data in tourism demand." *Modern Economy*, 2(5), 823–829. DOI: 10.4236/me.2011.25091
- Hyndman, R. y Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and Practice*. OTexts. <https://otexts.com/fpp3/>
- Jalali, P. y Rabotyagov, S. (2020). "Quantifying cumulative effectiveness of green stormwater infrastructure in improving water quality." *Science of the Total Environment*, 731, 138953. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2020.138953
- Jones, G. y Qin, Q. (2022). "Markov Chain Monte Carlo in Practice." *Annual Review of Statistics and Its Application*, 9(1), 557-578. DOI: 10.1146/annurev-statistics-040220-090158
- Kéry, M. (2010). *Introduction to WinBUGS for Ecologists*. Burlington (MA): Academic Press.
- Koller, D. y Friedman, N. (2009). *Probabilistic Graphical Models*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Koop, G.; Poirier, D. y Tobias, J. (2007). *Bayesian Econometric Methods*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Li, Y.; Lin, Z. y Xiao, S. (2022). "Using social media big data for tourist demand forecasting: A new machine learning analytical approach." *Journal of Digital Economy*, 1, 32–43. DOI: 10.1016/j.jdec.2022.08.006
- Li, G.; Wong, K.; Song, H. y Witt, S. (2006). "Tourism Demand Forecasting: A Time Varying Parameter Error Correction Model." *Journal of Travel Research*, 45 (2): 175–85. DOI: 10.1177/0047287506291596
- Li, H.; Goh, C.; Hung, K. y Chen, J. (2018). "Relative Climate Index and Its Effect on Seasonal Tourism Demand." *Journal of Travel Research*, 57(2), 178-192. DOI: 10.1177/0047287516687409.
- Lim, C. y McAleer, M. (2001). "Forecasting tourist arrivals." *Annals of Tourism Research*, 28 (4), 965–977. DOI: 10.1016/S0160-7383(01)00006-8
- Liu, Y.; Tseng, F. y Tseng, Y. (2018). "Big Data analytics for forecasting tourism destination arrivals with the applied Vector Autoregression model." *Technological Forecasting and Social Change*, 130, 123–134. DOI: 10.1016/j.techfore.2018.01.018

- Liu, X.; Peng, H.; Bai, Y.; Zhu, Y. y Liao, L. (2014). "Tourism flows prediction based on an improved grey GM(1,1) model." *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 138, 767–775. DOI: 10.1016/j.sbspro.2014.07.256
- Liu, S.; Yang, Y. y Forrest, J. (2017). *Grey data analysis: Methods, models and applications*. Heidelberg: Springer.
- Long, W.; Liu, C. y Song, H. (2019). "Pooling in Tourism Demand Forecasting." *Journal of Travel Research*, 58(7), 1161-1174. DOI: 10.1177/0047287518800390
- Madhavan M.; Sharafuddin M.; Piboonrungraj, P. y Yang, C. (2023). "Short-term forecasting for airline industry: the case of Indian air passenger and air cargo." *Global Business Review*, 24(6), 1145-1179. DOI: 10.1177/0972150920923316.
- Martin, C.A. y Witt, S.F. (1989). "Forecasting tourism demand: a comparison of the accuracy of several quantitative methods." *International Journal of Forecasting*, 5 (1), 7–19. DOI: 10.1016/0169-2070(89)90059-9
- McElreath, R. (2016). *Statistical rethinking: A Bayesian Course with examples in R and Stan*. Boca Ratón: CRS Press.
- Menchero, M. (2018). "Colombia en posconflicto: ¿turismo para la paz o paz para el turismo?". *Araucaria, Revista Iberoamericana de Filosofía, Política y Humanidades*, 39, 415-438
- MinCIT (2022). *El turismo en cifras*. Bogotá: Ministerio de Comercio, Industria y Turismo de Colombia.
- MinCIT (2023). Informes de turismo. Ministerio de Comercio, Industria y Turismo de Colombia. <https://www.mincit.gov.co/estudios-economicos/estadisticas-e-informes/informes-de-turismo>
- MinCIT (2023b). Noticias de turismo. Ministerio de Comercio, Industria y Turismo de Colombia. <https://www.mincit.gov.co/prensa/noticias/turismo/turismo-recuperandose-cifras-cuenta-satelite-2022>
- MinCIT (2018). *Resultados para el turismo para el año 2018*. Bogotá: Ministerio de Comercio, Industria y Turismo de Colombia.
- Matzner-Lofber, E.; Gannoun, A. y de Gooijer, J. (1998). "Nonparametric forecasting: a comparison of three kernel-based methods." *Communications in Statistics - Theory and Methods* 27(7), 1593-1617. DOI: 10.1080/03610929808832180
- Pan, B. y Yang, Y. (2017). "Forecasting Destination Weekly Hotel Occupancy with Big Data." *Journal of Travel Research*, 56 (7): 957–70. DOI: 10.1177/0047287516669050
- Peng, B.; Song, H. y Crouch, G.I. (2014). "A meta-analysis of international tourism demand forecasting and implications for practice." *Tourism Management*, 45, 181–193. DOI: 10.1016/j.tourman.2014.04.005
- Peters, J.; Janzing, D. y Schölkopf, B. (2017). *Elements of Causal Inference: Foundations and Learning Algorithms*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Ren, L. y Glasure, Y. (2009). "Applicability of the revised mean absolute percentage errors (mape) approach to some popular normal and non-normal independent time series." *International Advances in Economic Research*, 15, 409–420. DOI: 10.1080/01621459.1975.10480264
- Rodríguez, Y.; Pineda, W. y Díaz Olariaga, O. (2020). "Air traffic forecast in post-liberalization context: a Dynamic Linear Models approach." *Aviation*, 24(1), 10-19. DOI: 10.3846/aviation.2020.12273
- Santana, L.J. (2019). Nowcasting with Google Trends: Dynamics of the Monthly Economic Activity, Private Consumption and Investment based on Google Trends Data and a Bayesian Structural Time Series Model. *XIII Foro de Investigadores de Bancos Centrales del Consejo Monetario Centroamericano*. Ciudad de Guatemala, Guatemala, 5-6 Sept. 2019. <https://www.secmca.org/recard/index.php/foro/article/view/154>
- Scott, S. y Varian, H. (2014). "Predicting the present with Bayesian structural time series." *International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation*, 5(1-2), 4-23.
- Scott, S. y Varian, H. (2015). "Bayesian Variable Selection for Nowcasting Economic Time Series." NBER Chapters, in: *Economic Analysis of the Digital Economy*, 119-135. National Bureau of Economic Research, Inc.
- Song, H.; Dwyer, L.; Li, G. y Cao, Z. (2012). "Tourism Economics Research: A Review and Assessment." *Annals of Tourism Research*, 39 (3): 1653–82. DOI: 10.1016/j.annals.2012.05.023
- Song, H. y Witt, S. (2006). "Forecasting international tourist flows to Macau." *Tourism Management*, 27 (2), 214–224. DOI: 10.1016/j.tourman.2004.09.004
- Sun, X.; Sun, W.; Wang, J. y Gao, Y. (2016). "Using a grey-Markov model optimized by cuckoo search algorithm to forecast the annual foreign tourist arrivals to China." *Tourism Management*, 52, 369–379. DOI: 10.1016/j.tourman.2015.07.005
- Tica, J. y Kozic, I. (2015). "Forecasting Croatian inbound tourism demand." *Economic Research*, 28(1), 1046-1062. DOI: 10.1080/1331677X.2015.1100842

- Toro, G. (2003). “La política pública de turismo en Colombia.” *Turismo y Sociedad*, 2, 9–16.
- Toro, G.; Galán, M.; Pico, L.; Rozo, E. y Suescún, H. (2015). “La planificación turística desde el enfoque de la competitividad: caso Colombia.” *Turismo y Sociedad*, vol. 16, 131-185.
- Wan, S. y Song, H. (2018). “Forecasting turning points in tourism growth.” *Annals of Tourism Research*, 72, 156–167. DOI: 10.1016/j.annals.2018.07.010
- Wang, C. (2004). “Predicting tourism demand using fuzzy time series and hybrid grey theory.” *Tourism Management*, 25 (3), 367–374. DOI: 10.1016/S0261-5177(03)00132-8
- Witt, S.; Song, H. y Louvieris, P. (2003). “Statistical testing in forecasting model selection.” *Journal of Travel Research*, 42(2), 151-158. DOI: 10.1177/0047287503253941.
- Wu, C. (2010). Econometric analysis of tourist expenditures. *Ph.D. Thesis*, Hong Kong Polytechnic University. <https://theses.lib.polyu.edu.hk/bitstream/200/5916/1/b23930639.pdf>
- Wu, D.C.; Song, H. y Shen, S. (2017). “New developments in tourism and hotel demand modeling and forecasting.” *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 29 (1), 507–529. DOI: 10.1108/IJCHM-05-2015-0249
- Xie, G.; Li, X.; Qian, Y. y Wang, S. (2020). “Forecasting tourism demand with KPCA-based web search indexes.” *Tourism Economics*, 27 (4), 721–743. DOI: 10.1177/1354816619898576
- Xu, X.; Law, R.; Chen, W. y Tang, L. (2016). “Forecasting tourism demand by extracting fuzzy Takagi–Sugeno rules from trained SVMs.” *CAAI Transactions on Intelligence Technology*, 1(1), 30-42. DOI: 10.1016/j.trit.2016.03.004
- Yin, L. (2020). “Forecast without historical data: objective tourist volume forecast model for newly developed rural tourism areas of China.” *Asia Pacific Journal of Tourism Research*, 25(5), 555-571. DOI: 10.1080/10941665.2020.1752755
- Yang, Y.; Fik, T. y Zhang, H. (2017). “Designing a Tourism Spillover Index Based on Multidestination Travel: A Two-Stage Distance-Based Modeling Approach.” *Journal of Travel Research*, 56 (3): 317–33. DOI: 10.1177/0047287516641782
- Zhang, Y. y Fricker, J. (2021). “Quantifying the Impact of COVID-19 on Non-Motorized Transportation: A Bayesian Structural Time Series Model.” *Transport Policy*, 103, 11-20. DOI: 10.1016/j.tranpol.2021.01.01

Recibido: 12/10/2023
 Reenviado: 12/03/2024
 Aceptado: 08/05/2024
 Sometido a evaluación por pares anónimos