

Fernández Lòpez, Reinier; Vilalta-Alonso, José Alberto; Porraspita, Deisy Alonso; Blanco Zamora, Yankiel; Núñez González, Saray

Article

Modelos de pronósticos de la demanda turística: Una revisión de los estudios actuales

Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa

Provided in Cooperation with:

Universidad Pablo de Olavide, Sevilla

Suggested Citation: Fernández Lòpez, Reinier; Vilalta-Alonso, José Alberto; Porraspita, Deisy Alonso; Blanco Zamora, Yankiel; Núñez González, Saray (2023) : Modelos de pronósticos de la demanda turística: Una revisión de los estudios actuales, Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa, ISSN 1886-516X, Universidad Pablo de Olavide, Sevilla, Vol. 36, pp. 1-25,
<https://doi.org/10.46661/rev.metodoscuant.econ.empresa.6191>

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/286315>

Standard-Nutzungsbedingungen:

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

Terms of use:

Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.

You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.

If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.



<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>

Modelos de pronósticos de la demanda turística: una revisión de los estudios actuales

Tourism demand forecasting models: a review of current studies

Reinier Fernández López
Universidad de Concepción (Chile)
<https://orcid.org/0000-0003-1974-9209>
rfernandez@udec.cl

José Alberto Vilalta-Alonso
Universidad Tecnológica de la Habana, CUJAE (Cuba)
<https://orcid.org/0000-0001-7505-8918>
jvilalta@ind.cujae.edu.cu

Deisy Alonso Porraspita
Universidad de Pinar del Río (Cuba)
<https://orcid.org/0000-0001-8914-9482>
lidice@upr.edu.cu

Yankiel Blanco Zamora
Universidad de Artemisa (Cuba)
<https://orcid.org/0000-0002-3457-9845>
yankiel.blanco@uart.edu.cu

Saray Núñez González
Universidad de Pinar del Río (Cuba)
<https://orcid.org/0000-0001-6383-8837>
saray@upr.edu.cu

RESUMEN

El turismo ha cobrado vital importancia en los últimos tiempos al ser una de las actividades económicas que mayores beneficios aportan a un país, tanto en el ámbito social, económico como ambiental. Consecuentemente, los modelos de pronósticos de la demanda en el sector constituyen herramientas adecuadas que sirven de soporte en la toma de decisiones. En este sentido, varios autores han realizado importantes aportes en el campo de la ciencia que ayudan a mejorar

la gestión turística. Lo que conlleva a plantear como objetivo el análisis de las tendencias actuales de los modelos de previsión turística mediante la herramienta R bibliometrix, cubriendo 254 artículos de investigación publicados entre 2017 y 2021. Los principales resultados arrojan que los modelos para el pronóstico de la demanda turística se encuentran en una evolución constante y no existe un modelo único que funcione bien para todas las situaciones. También se puede apreciar que a causa de la pandemia de COVID-19, los modelos de pronóstico para ese año fueron inservibles; sin embargo, fue el año de más publicaciones. De igual modo, la presente investigación permitió identificar los principales países, revistas científicas y autores que abordan el estudio de la demanda turística.

PALABRAS CLAVE

Pronóstico; demanda; turismo; revisión; bibliometrix.

ABSTRACT

Tourism has gained vital importance in recent times as it is one of the economic activities that brings the greatest benefits to a country, both in the social, economic and environmental spheres. Consequently, demand forecasting models in the sector are adequate tools that support decision-making. In this sense, several authors have made important contributions in the field of science that help improve tourism management. This leads to the objective of analyzing current trends in tourism forecasting models using the R bibliometrix tool, covering 254 research articles published between 2017 and 2021. The main results show that the models for forecasting tourism demand they are constantly evolving and there is no single model that works well for all situations. It can also be seen that due to the COVID-19 pandemic, the forecast models for that year were unusable; however, it was the year with the most publications. Similarly, this research allowed to identify the main countries, scientific journals and authors who address the study of tourism demand.

KEYWORDS

Forecast; demand; tourism; review; bibliometrix.

Clasificación JEL: O21, R41, Z31.

MSC2010: 62A01, 62B05, 62H25.

1. INTRODUCCIÓN

La dinámica mundial acelera la forma de gestionar los procesos en cualquier sector, cobra mucha importancia el pronóstico de la demanda, particularmente en el sector turístico. El estudio de la demanda turística como objeto de análisis es enormemente provechoso en este sector (López et al., 2021). Por ende, los pronósticos de la demanda turística están estrechamente relacionados con la gestión efectiva del destino y la asignación oportuna de recursos, que son de continuo interés para los interesados en el turismo.

En general, la demanda turística ha mostrado un crecimiento sostenido; sin embargo, este mercado ha sufrido fluctuaciones debido a la volatilidad de los factores determinantes y las intervenciones externas, sociales, económicas y medioambientales que afectan al sector. Investigadores, profesionales y formuladores de políticas han prestado gran atención a los ciclos de crecimiento del turismo y a las características temporales de la demanda, ya que buscan predecir los flujos futuros de turistas (Song et al., 2019).

En tal sentido, diferentes autores han realizado estudios que muestran la diversidad, avance y rigor científico de las herramientas de pronóstico de la demanda en este sector estratégico, los cuales realizan búsquedas exhaustivas de la literatura y discuten las similitudes y diferencias en los enfoques para los investigadores que deseen realizar estudios similares (Crouch, 1994; Dinis et al., 2019; G. Li et al., 2005; Lin & Song, 2015; Padmaja & Sudha, 2019; Song et al., 2019; Song & Li, 2008; Wang & Song, 2010).

Autores como Li et al. (2005) han propuesto estudios sobre modelos y pronósticos de la demanda turística internacional utilizando enfoques econométricos e identifican nuevos trabajos desarrollados y muestra que las aplicaciones de métodos econométricos avanzados mejoran la comprensión de la demanda turística internacional y su encadenamiento con los demás sectores. Así mismo, Song y Li (2008) efectúan una revisión bibliográfica y determinan como hallazgo clave que los métodos usados para analizar y pronosticar la demanda del turismo han sido más diversos que los identificados por otros autores previos a su investigación. De acuerdo con los autores, en lo que respecta a la precisión del pronóstico, no existe un modelo único que supere sistemáticamente a otros modelos en todas las situaciones y, además, las nuevas direcciones de investigación incluyen mejorar la precisión de la predicción mediante la combinación de predicciones.

Desde otro enfoque, Wang y Song (2010) evalúan críticamente los estudios existentes sobre la demanda de viajes aéreos relacionados con el turismo, esta revisión tiene como objetivo proporcionar orientación a los investigadores que están interesados en estudiar solo esta área temática. Continuamente, los autores Lin y Song (2015) analizan las investigaciones publicadas sobre el pronóstico del turismo mediante el uso de la herramienta Delphi, exploran cómo el método de pronóstico Delphi ha progresado en las últimas cuatro décadas en términos de áreas temáticas, aplicaciones empíricas y cuestiones de confiabilidad y validez. Al respecto, conviene decir, que se espera que avance la comprensión de las técnicas Delfos, para producir pronósticos más precisos. Mientras que Dinis et al. (2019) realizan una revisión de la literatura publicada, con estudios que utilizan datos de motores de búsqueda sobre investigación turística y hotelera, a saber, Google Insights for Search y Google Trends para determinar el comportamiento de la demanda turística. Relacionado con el análisis de datos, Padmaja y Sudha (2019) se centran exclusivamente en el análisis, la producción científica de la previsión turística mediante big data e intenta explicar la importancia de esta área del conocimiento en el desarrollo del turismo mediante el pronóstico de la demanda y cómo se puede hacer la previsión con la ayuda del big data, la integración del análisis de sentimientos con técnicas de aprendizaje automático.

Estudios exhaustivos, como los de Song et al. (2019) hacen una selección de los autores más relevantes en un ámbito más abarcador que tratan temas sobre el pronóstico de la demanda turística, dividiendo estas metodologías en dos grandes grupos: los métodos de series de tiempo y los métodos econométricos, estos asociados a métodos dinámicos y estáticos respectivamente. Así mismo, incluye una nueva clasificación basada en cuatro categorías: series de tiempo, modelos econométricos, métodos basados en inteligencia artificial y métodos basados en juicios. Sin embargo, los estudios efectuados sobre los modelos de pronósticos de la demanda en el sector turístico, carecen del uso de herramientas de las nuevas tecnologías para el análisis bibliométrico y falta una mejor clarificación para dibujar una imagen global del conocimiento científico, desde una perspectiva estadística, utilizando las tres estructuras del conocimiento: conceptual, intelectual y social, para obtener una visión general estructurada de sus características, identificar aspectos dinámicos y encontrar representaciones intelectuales (Palácios et al., 2021).

Un acercamiento en este sentido, lo realiza Liu et al. (2019) el cual llevó a cabo un análisis bibliométrico, en artículos recuperados de la base de datos de Web of Science Core Collection, para proporcionar información sobre temas de actualidad y tendencias emergentes en la investigación de predicciones turísticas hasta el año 2018 usando como herramienta el software bibliométrico CiteSpace, pero herramientas como el paquete Bibliometrix de R ofrecen mejores funcionalidades de una perspectiva estadística y de software libre. En cuanto al uso de la herramienta Bibliometrix de R, son pocos los estudios que aparecen en la literatura científica especializada en esta área de turismo que han causado impacto en la comunidad científica

(Campra et al., 2021; Della Corte et al., 2019; Lizano & Sánchez, 2020; Palácios et al., 2021; Sharma et al., 2021; Singh, Sibi, & Sharma, 2021; Singh, Sibi, Sharma, et al., 2021).

Con base en lo anterior, el análisis bibliométrico es útil en los estudios de las tendencias de los modelos de pronóstico de la demanda turística, para acumular conocimiento debido al aumento constante de la literatura en esta área del saber, para evaluar el desempeño de la investigación y para proporcionar información basada en la evidencia mediante el análisis de trabajos de investigación anteriores. Por tanto, se hace pertinente analizar las tendencias actuales del desarrollo de la producción científica respecto a los modelos de pronóstico de la demanda turística. Con relación a ello, se propone como objetivo de investigación revisar 254 documentos publicados entre los años 2017 a 2021 en la base de datos Scopus a través de diversos indicadores de análisis bibliométricos utilizando la innovadora herramienta bibliometrix escrita en el lenguaje R.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

El análisis bibliométrico se ha vuelto muy relevante en la literatura turística debido al rápido crecimiento del número de estudios y el creciente interés de los académicos por medir el rendimiento de las investigaciones (Lizano & Sánchez, 2020). Y constituye un análisis cuantitativo de la literatura académica empleando datos bibliográficos para presentar la descripción, evaluación y seguimiento de la investigación publicada (Rodríguez-Soler et al., 2020; Singh, Sibi, Sharma, et al., 2021).

Este enfoque metodológico se basa en dos métodos fundamentales: el análisis del rendimiento y el mapeo gráfico. Actualmente, ambos métodos se combinan para validar y enriquecer los hallazgos. En consecuencia, la complementariedad de ambas perspectivas de la bibliometría permite establecer una imagen completa de un campo de investigación (Singh, Sibi, & Sharma, 2021) al tener la capacidad de analizar profundamente la relación entre palabras clave, citas y proporcionar a los investigadores información científica y confiable para la investigación (H. Zhang, Song, Wen, & Liu, 2021).

En este aspecto, los datos bibliográficos para este trabajo fueron recuperados de la mayor base de datos de resúmenes y citas Scopus (Della Corte et al., 2019), para identificar las tendencias actuales y la evolución de los métodos, procedimiento, metodologías y modelos de pronóstico de la demanda turística. Se utilizó como palabras clave para la búsqueda: “pronóstico”, “demanda” y “turismo” y la combinación de ellas. Se manejaron un total de 254 artículos científicos para los estudios de pronósticos de la demanda turística comprendidos en el periodo del año 2017 al año 2021.

A partir de lo anterior, se conformó un archivo BibTeX de estos documentos que fueron descargados de la base de datos para su análisis bibliométrico (Sharma et al., 2021; Singh, Sibi, Sharma, et al., 2021). El análisis se realizó usando la innovadora herramienta “bibliometrix” escrita en lenguaje R (Campra et al., 2021; Lizano & Sánchez, 2020; Palácios et al., 2021; Singh, Sibi, & Sharma, 2021), un paquete que proporciona un conjunto de funciones para bibliometría y cienciometría. Es compatible con el flujo de trabajo clásico recomendado para el análisis bibliométrico creada por Aria y Cuccurullo (2017).

El trabajo se desarrolló considerando la siguiente estructura: recopilación de datos, análisis y visualización de los datos e interpretación. Se emplearon 132 fuentes de información, para un total de 254 documentos científicos, los cuales mantienen un promedio de citas por documentos de 7.618 y de 2.43 de citas medias por documento para cada año analizado. Estos contienen, además, un total de 9485 referencias bibliográficas. Los tipos de documentos se distribuyen en 189 artículos científicos, un artículo impreso, dos capítulos de libros, 52 documentos de conferencias internacionales, un artículo de proporción de datos, un artículo editorial, una nota científica y 5 artículos de revisión de la literatura científica. Contiene, además, 949 palabras clave adicionales y 774 palabras clave definidas por los autores como se muestra en la Tabla 1.

Tabla 1. Análisis descriptivo: Información principal sobre los datos

Main information about data		Document contents	
Timespan	2017:2021	Keywords Plus (ID)	949
Sources (Journals, Books, etc)	132	Author's Keywords (DE)	774
Documents	254		
Average citations per documents	7.618		
Average citations per year per doc	2.43		
References	9485		

Fuente: Elaboración propia

La Tabla 2 brinda la información referente a los autores. En este caso, la base de datos contiene a un total de 557 autores, la distribución de frecuencia por autores es de 753, el número de autores individuales por artículos es de 26, la cantidad de autores de artículos de varios autores es de 531, el número de autores individuales por artículos es de 35 documentos, la cantidad promedio de documentos por autor es de 0.456, la cantidad promedio de autores por documento es de 2.19 y la cantidad de coautores por documento es de 2.96 para un índice de colaboración de 2.42.

Tabla 2. Análisis descriptivo: Información principal sobre los autores

Authors		Authors collaboration	
Authors	557	Single-authored documents	35
Author Appearances	753	Documents per Author	0.456
Authors of single-authored documents	26	Authors per Document	2.19
Authors of multi-authored documents	531	Co-Authors per Documents	2.96
		Collaboration Index	2.42

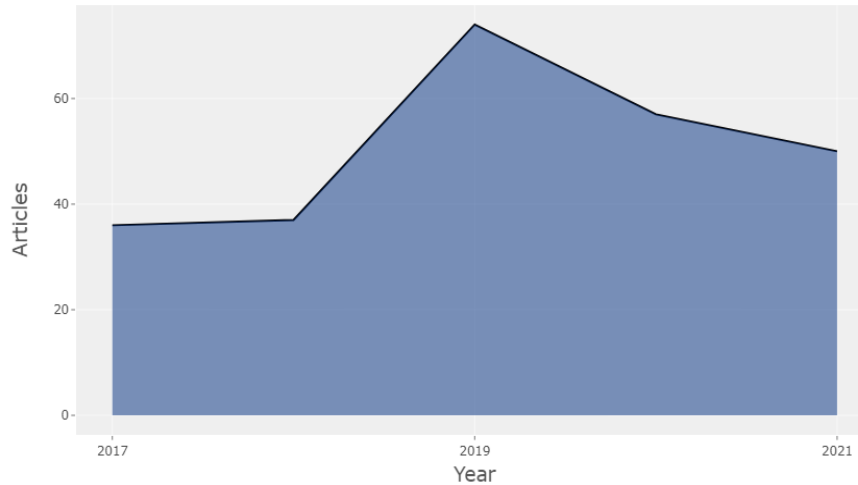
Fuente: Elaboración propia

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los resultados revelaron que el uso de los modelos de pronóstico de la demanda turística en los años correspondientes a 2017, 2018 y 2019 siguió con un aumento en la tendencia, mientras que al finalizar el año 2019 la tendencia fue a decrecer, como se muestra en la figura 1. Esto se debe al profundo impacto de la pandemia de COVID-19 en la actividad turística mundial, la cual ha dejado obsoletas las previsiones de demanda turística. En consecuencia, los académicos han comenzado a buscar los mejores métodos para predecir la recuperación del turismo de los devastadores efectos del COVID-19 (Gallego & Font, 2021; García-Madurga et al., 2021; Jaipuria et al., 2021; A. Liu et al., 2021; Qiu et al., 2021; H. Zhang, Song, Wen, & Liu, 2021).

Figura 1. Cantidad de publicaciones por año

Annual Scientific Production



Fuente: Elaboración propia

En relación con la Tabla 3, el menor número de publicaciones ocurrió en el año 2017 con un total de 36, y para el año 2018 se mantuvo casi constante con un valor de 37 publicaciones. Por lo contrario, el año 2019 logró la mayor producción científica con un valor de 74 publicaciones. Sin embargo, en 2020 y 2021 cae el número de artículos con valores totales de 57 y 50 por las causas antes explicadas. Se puede notar, además, que 2017 y 2019 son los años con mayores citas medias por artículos con valores de 18.63 y 10.52, coincidiendo con los años más citados. Puede agregarse, que los documentos han sido citados 1942 veces.

Tabla 3. Análisis descriptivo: Información principal sobre las citas bibliográficas.

Year	N	MeanTCperArt	MeanTCperYear	CitableYears
2017	36	18.63888889	4.659722222	4
2018	37	6.459459459	2.153153153	3
2019	74	10.52702703	5.263513514	2
2020	57	2.894736842	2.894736842	1
2021	50	1.620000000		0

Fuente: Elaboración propia

La lista de la Tabla 4, muestra los resultados de las 10 revistas científicas más productivas en cuanto al número de artículos publicados y la proporción que representan del total, constituyendo el 37% de la cantidad de documentos.

Modelos de pronósticos de la demanda turística: una revisión de los estudios actuales

Reinier Fernández López, José Alberto Vilalta-Alonso, Deisy Alonso Porraspita, Yankiel Blanco Zamora, Saray Núñez González

Tabla 4. Análisis descriptivo: Fuentes más relevantes

Sources	Articles	Proportion
ANNALS OF TOURISM RESEARCH	26	0.10236220
TOURISM ECONOMICS	19	0.07480315
JOURNAL OF TRAVEL RESEARCH	12	0.04724409
SUSTAINABILITY (SWITZERLAND)	10	0.03937008
TOURISM MANAGEMENT	8	0.03149606
INTERNATIONAL JOURNAL OF TOURISM RESEARCH	7	0.02755906
APPLIED SOFT COMPUTING JOURNAL	3	0.01181102
CURRENT ISSUES IN TOURISM	3	0.01181102
INTERNATIONAL JOURNAL OF CONTEMPORARY HOSPITALITY MANAGEMENT	3	0.01181102
JOURNAL OF AIR TRANSPORT MANAGEMENT	3	0.01181102

Fuente: Elaboración propia

Lo analizado hasta aquí en combinación de otros indicadores bibliométricos como las fuentes más citadas por los estudiosos del tema de la demanda turística se muestran en la Tabla 5. Cabe destacar que, del total de citas, las 10 revistas académicas logran el 31.12%.

Tabla 5. Análisis descriptivo: fuentes más citadas

Sources	Articles	Proportion
TOURISM MANAGEMENT	1126	0.10464684
JOURNAL OF TRAVEL RESEARCH	531	0.04934944
ANNALS OF TOURISM RESEARCH	434	0.04033457
TOURISM ECONOMICS	337	0.0313197
INTERNATIONAL JOURNAL OF FORECASTING	327	0.03039033
TOUR MANAG	188	0.01747212
EXPERT SYSTEMS WITH APPLICATIONS	105	0.00975836
JOURNAL OF FORECASTING	83	0.00771375
INTERNATIONAL JOURNAL OF TOURISM RESEARCH	78	0.00724907
INTERNATIONAL JOURNAL OF CONTEMPORARY HOSPITALITY MANAGEMENT	73	0.00678439

Fuente: Elaboración propia

Modelos de pronósticos de la demanda turística: una revisión de los estudios actuales

Reinier Fernández López, José Alberto Vilalta-Alonso, Deisy Alonso Porraspita, Yankiel Blanco Zamora, Saray Núñez González

En la figura 2 se muestra la red de co-citación de las fuentes, la cual contiene las relaciones entre las distintas revistas científicas. En términos generales, las revistas en los bordes extremos de cada grupo indican una relación más baja con el otro grupo y el tamaño del nodo indica el nivel de interacción (Rodríguez-Soler et al., 2020).

Figura 2. Red de colaboración de revistas científicas



Fuente: Elaboración propia

Es importante señalar la formación de dos grupos en cuanto a las revistas que abarcan temas sobre los modelos de pronóstico de la demanda turística, en este caso revistas puramente dedicadas a investigaciones turísticas (color rojo) y revista con enfoque a las matemáticas aplicadas e inteligencia artificial (color azul). Esto muestra el rigor, calidad y avance científico en los métodos para pronosticar la demanda. Cabe destacar que las revistas Tourism Management, Journal of Travel Research, Annals of Tourism Research, Tourism Economics, y Journal of Forecasting son la que tienen el mayor nivel de importancia, como indica el tamaño del nodo y el grosor de la relación.

En el periodo analizado existen autores que destacan tanto por su producción científica como por ser los investigadores más citados en los últimos años. Entre ellos, el profesor Song H. de la Escuela de Gestión Hotelera y Turística de la Universidad Politécnica de Hong Kong, China y Li G., profesor de economía del turismo en la Escuela de Gestión Hotelera y Turística de la Universidad de Surrey, Reino Unido. Ellos centran sus investigaciones en el análisis económico de la demanda turística.

Es necesario mencionar otros autores que también contribuyen en esta área de la investigación. La Tabla 6 muestra los que han sido fundamentales en la difusión de los estudios referente a modelos de pronóstico en el sector turístico. Además, la mayoría de los artículos escritos por ellos tienen la mayor cantidad de citas bibliográficas. Adicionalmente, los principales 10 autores han contribuido con el 30.70% de los documentos publicados.

Modelos de pronósticos de la demanda turística: una revisión de los estudios actuales

Reinier Fernández López, José Alberto Vilalta-Alonso, Deisy Alonso Porraspita, Yankiel Blanco Zamora, Saray Núñez González

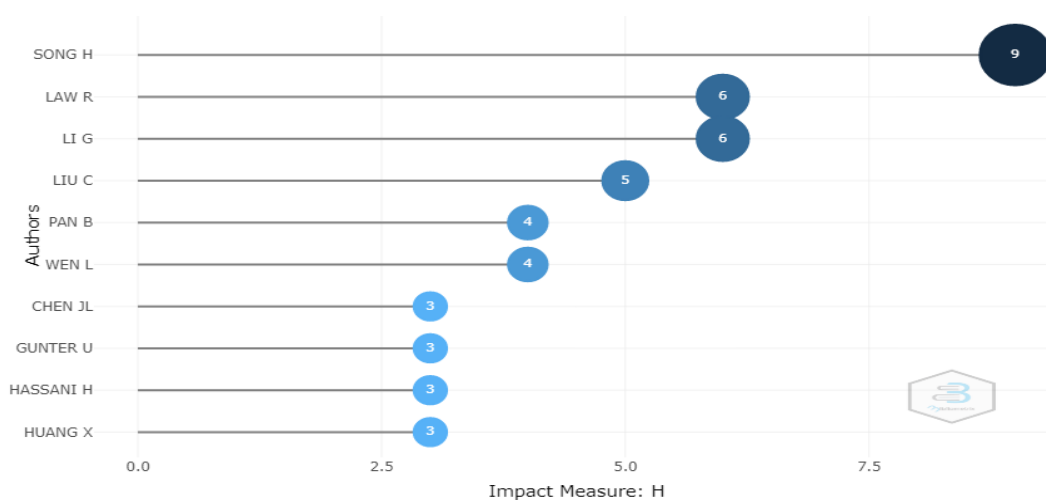
Tabla 6. Análisis descriptivo: autores más productivos

Authors	Articles	Articles Fractionalized	Author	LocalCitations
SONG H	20	6.67	SONG H	81
LI G	12	3.32	LI G	69
LAW R	9	2.40	LI X	50
WANG S	6	1.67	HU A	39
WU DC	6	1.50	TANG X	39
LI H	5	1.58	XIE N	39
LI X	5	1.50	LAW R	38
LIU A	5	1.20	GUNTER U	26
LIU C	5	1.50	WANG YG	26
PAN B	5	1.50	WU J	26

Fuente: Elaboración propia

Como complemento del análisis previo, se introduce el índice “h” el cual describe el balance entre el número de publicaciones y las citas a estas (Kumar et al., 2021). El índice “h” se diseñó para medir eficazmente la calidad del investigador, a diferencia de sistemas de medición más sencillos que cuentan citas o publicaciones; el índice “h” hace una distinción entre aquellos investigadores que tienen una gran influencia en el mundo científico, de aquellos que simplemente publican muchos trabajos (Bamel et al., 2020). Funciona con eficacia solamente entre científicos del mismo campo, pues los mecanismos convencionales para citar los trabajos difieren entre cada uno de estos. En este aspecto, la figura 3 muestra los 10 autores que dominan en este indicador son: Song H., Law R., Li G., Liu C., Pan B., Wen L., Chen J. L., Gunter U, Hassani H, Huang X.

Figura 3. Índice H



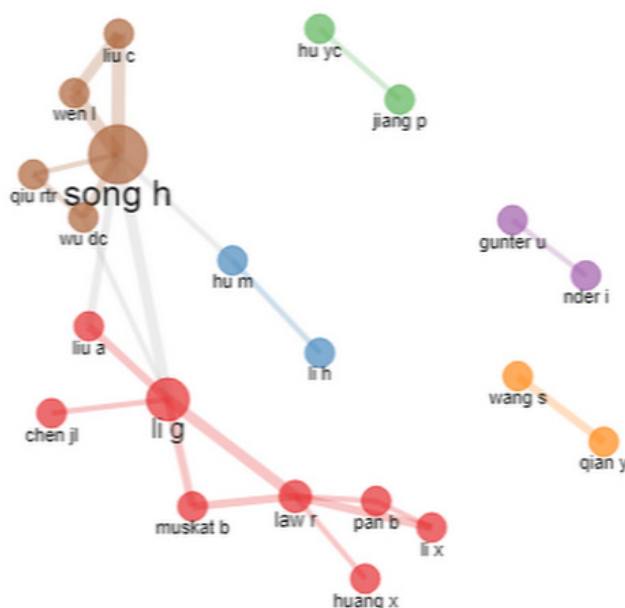
Fuente: Elaboración propia

Modelos de pronósticos de la demanda turística: una revisión de los estudios actuales

Reinier Fernández López, José Alberto Vilalta-Alonso, Deisy Alonso Porraspita, Yankiel Blanco Zamora, Saray Núñez González

En este punto, se hace necesario analizar la red de colaboración entre los investigadores que se muestra en la figura 4. En el que se destacan por su importancia en la cooperación con los trabajos publicados Haiyan Song, de la Universidad Politécnica de Hong Kong, China, con 20 artículos científicos; Gang Li de la Universidad de Surrey, Reino Unido, con 12 artículos y Rob Law de la Escuela de Administración de Hotel y Turismo, China con una producción científica de 9 artículos.

Figura 4. Red de colaboración por autores



Fuente: Elaboración propia

En la figura 4 se visualizan 6 clústeres, el primer clúster de color carmelita está compuesto por autores que estudian los pronósticos de la demanda turística desde la perspectiva econométrica y otros enfoques diversos (Y. Liu et al., 2020; Qiu et al., 2021; Song et al., 2021; Wen et al., 2021). El segundo clúster, el cual está representado por el color rojo, establece relaciones con estudios referentes al COVID-19, modelos de series de tiempo, big data y aprendizaje profundo, incluyendo además, el análisis del tráfico de redes (Chen et al., 2019; X. Li et al., 2021; A. Liu et al., 2020; Song et al., 2021; B. Zhang et al., 2017; Y. Zhang et al., 2020; Y. Zhang, Li, Muskat, & Law, 2021; Y. Zhang, Li, Muskat, Vu, et al., 2021). El tercer clúster, que se identifica por el color azul, se relaciona a estudios referentes a los pronósticos de la demanda turística implementado solo herramientas de big data (M. Hu et al., 2021; H. Li et al., 2020). El cuarto clúster de color verde incluye los autores con estudios que incluye a modelos, redes neuronales, modelos de predicción grises (Grey Prediction Model), regresión difusa (Y.-C. Hu et al., 2019; Y.-C. Hu & Jiang, 2020). El quinto clúster de color morado plantea como novedad el uso de análisis de sentimiento en las redes sociales como Facebook (Gunter et al., 2019; Önder et al., 2019). Y el sexto clúster, de color amarillo, contiene autores que se enfocan en el pronóstico de la demanda mediante algoritmos de optimización y herramientas de aprendizaje de máquina e índice de búsqueda de web (Xie, Li, et al., 2021; Xie, Qian, et al., 2021).

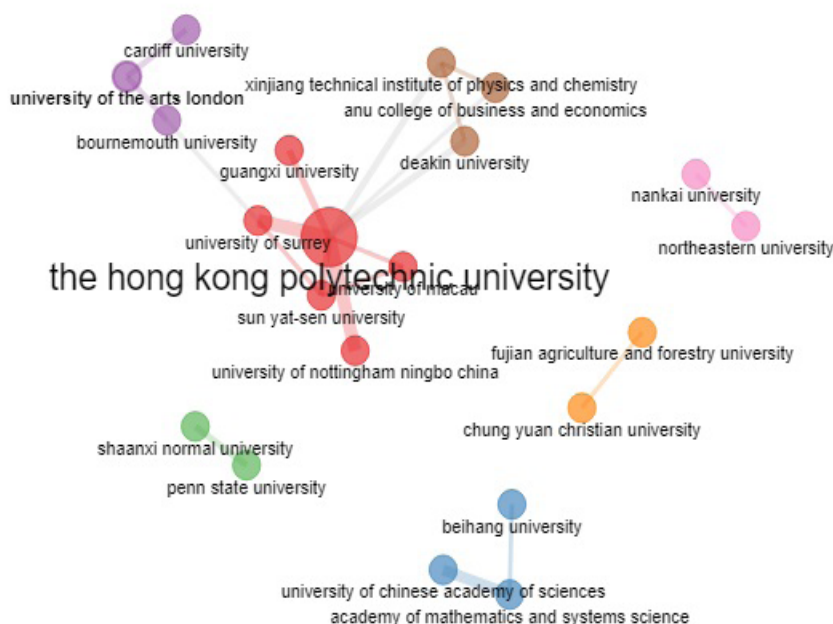
En la figura 5 se presenta la red de colaboración de instituciones, donde se puede apreciar la relación que existe entre los nodos y sus interconexiones. Los nodos en función del tamaño representa el número de artículos publicados por la institución correspondiente y el grosor de los

Modelos de pronósticos de la demanda turística: una revisión de los estudios actuales

Reinier Fernández López, José Alberto Vilalta-Alonso, Deisy Alonso Porraspita, Yankiel Blanco Zamora, Saray Núñez González

lazos determina el grado de cooperación entre estas instituciones (H. Liu et al., 2019; Sharma et al., 2021). Teniendo esto en cuenta, las instituciones que lideran en este sentido tanto en producción como en colaboración son: la Universidad Politécnica de Hong Kong, la Universidad de Surrey y la Universidad de Bournemouth.

Figura 5. Red colaboración de instituciones



Fuente: Elaboración propia

Relacionando la producción científica por países como se observa en la Tabla 7, China, Reino Unido y Estados Unidos logran las mayores contribuciones y colaboraciones científicas en el ámbito de los pronósticos de la demanda turística, con un total de 47, 12 y 12 artículos publicados respectivamente. Desarrollando un análisis porcentual e incluyendo a Hong Kong (China) se determina que estas regiones producen el 52.56 % de los documentos científicos. Los resultados obtenidos en la tabla muestran, además, la cantidad de publicaciones de un solo país (SCP) y las realizadas con múltiples países (MCP).

Tabla 7. Países más productivos

Country	Articles	Freq	SCP	MCP
CHINA	47	0.30128	32	15
UNITED KINGDOM	12	0.07692	3	9
USA	12	0.07692	5	7
HONG KONG	11	0.07051	3	8
SPAIN	9	0.05769	8	1
AUSTRALIA	8	0.05128	2	6

Modelos de pronósticos de la demanda turística: una revisión de los estudios actuales

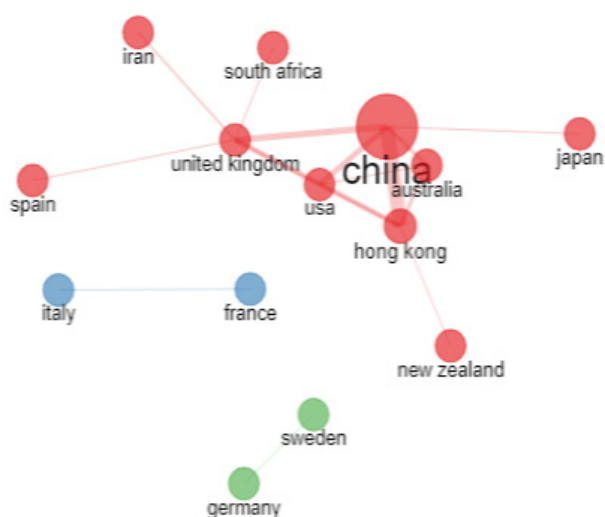
Reinier Fernández López, José Alberto Vilalta-Alonso, Deisy Alonso Porraspita, Yankiel Blanco Zamora, Saray Núñez González

Country	Articles	Freq	SCP	MCP
INDIA	6	0.03846	4	2
AUSTRIA	5	0.03205	5	0
ITALY	5	0.03205	4	1
GERMANY	3	0.01923	1	2

Fuente: Elaboración propia

Consecuentemente, la red de colaboración entre países que se muestra en la figura 6 refleja el nivel de colaboración alcanzado, así como la distribución de los países influyentes en el campo de estudio (Aria & Cuccurullo, 2017; H. Liu et al., 2019; Singh, Sibi, Sharma, et al., 2021). En este caso, la red más importante es la que incluye a China resaltada con el color rojo. Este resultado complementa, el análisis correspondiente a la Tabla 7.

Figura 6. Red de colaboración entre países.



Fuente: Elaboración propia

Teniendo en cuenta, la producción de documentos y el índice de citas totales (Total Citations) que mide cuantas veces los autores citan cada artículo, se confeccionó la Tabla 8, que se centra en aquellos artículos que han recibido la mayor cantidad de citas. En tal caso, se tomó los 20 documentos con la mayor cantidad de citas ordenados descendientemente. Esta lista destaca el estudio realizado por X. Li et al. (2017), siendo el documento más citado en el periodo de análisis. El autor mencionado anteriormente propone un marco para pronosticar con precisión la demanda turística en China mediante la consulta de datos de motores de búsqueda, los cuales recopilan información para pronosticar volúmenes turísticos a Beijing, y logran mejorar la precisión del pronóstico en comparación con los modelos de series temporales tradicionales.

Modelos de pronósticos de la demanda turística: una revisión de los estudios actuales

Reinier Fernández López, José Alberto Vilalta-Alonso, Deisy Alonso Porraspita, Yankiel Blanco Zamora, Saray Núñez González

Tabla 8. Artículos científicos más citados.

Paper	DOI	Total Citations	TC per Year
LI X, 2017, TOUR MANAGE	10.1016/j.tourman.2016.07.005	141	28.2
WU DC, 2017, INT J CONTEMP HOSP MANAGE	10.1108/IJCHM-05-2015-0249	99	19.8
SONG H, 2019, ANN TOUR RES-α	10.1016/j.annals.2018.12.001	90	30
SUN S, 2019, TOUR MANAGE	10.1016/j.tourman.2018.07.010	74	24.6
LAW R, 2019, ANN TOUR RES	10.1016/j.annals.2019.01.014	71	23.6
PAN B, 2017, J TRAVEL RES	10.1177/0047287516669050	65	13
HASSANI H, 2017, ANN TOUR RES	10.1016/j.annals.2017.01.008	61	12.2
ASSAF AG, 2019, J TRAVEL RES	10.1177/0047287518759226	42	14
BALLI F, 2018, TOUR MANAGE	10.1016/j.tourman.2018.04.008	37	9.2
LOGESH R, 2019, MOBILE NETWORKS APPL	10.1007/s11036-018-1059-2	36	12
JIAO EX, 2019, TOUR ECON	10.1177/1354816618812588	32	10.6
SILVA ES, 2019, ANN TOUR RES	10.1016/j.annals.2018.11.006	32	10.6
NDER I, 2017, INT J TOUR RES	10.1002/jtr.2137	29	5.8
CHEN JL, 2019, J TRAVEL RES	10.1177/0047287517737191	27	9
PETREVSKA B, 2017, ECONOMIC RES EKON ISTRAZ	10.1080/1331677X.2017.1314822	27	5.4
CHEN W, 2017, IEICE TRANS INF SYST	10.1587/transinf.2016EDP7152	25	5
BOKELMANN B, 2019, TOUR MANAGE	10.1016/j.tourman.2019.04.015	24	8
VOLCHEK K, 2019, TOUR ECON	10.1177/1354816618811558	23	7.6
YAO Y, 2018, EXPERT SYS APPL	10.1016/j.eswa.2018.08.025	23	5.7
LI X, 2020, J TRAVEL RES	10.1177/0047287518824158	21	10.5

Fuente: Elaboración propia

Con 99 citas, Wu et al. (2017) es otro de los autores con gran impacto en la comunidad científica, realizando una revisión sobre las publicaciones entre 2007 y 2015 en el tema de modelos de la previsión de la demanda turística y hotelera, con el fin de identificar los tópicos y métodos emergentes estudiados y señalar futuras direcciones de investigación en el campo. Esta revisión encuentra que los estudios centrados en la demanda hotelera son relativamente menores que los de la demanda turística; sin embargo, su investigación es poco desarrollada. En complemento, Song et al. (2019), uno de los grandes estudiosos del tema, realiza una investigación de carácter exhaustiva, incluyendo una revisión clave de 211 documentos de 1968 a 2018, destacando los autores más relevantes en un ámbito más amplio.

Con un enfoque abarcador en cuanto a herramientas a implementar, Law et al. (2019), explica que los modelos tradicionales de previsión de la demanda turística pueden enfrentarse

Modelos de pronósticos de la demanda turística: una revisión de los estudios actuales

Reinier Fernández López, José Alberto Vilalta-Alonso, Deisy Alonso Porraspita, Yankiel Blanco Zamora, Saray Núñez González

a desafíos cuando se adoptan cantidades masivas de índices de intensidad de búsqueda, como indicadores de demanda turística. En tal sentido, propone un enfoque de aprendizaje profundo (Deep Learning) el cual, supera significativamente a los modelos de regresión vectorial (SVM) y de redes neuronales artificiales (ANN). Como tendencia actual, se implementa para el pronóstico de la demanda datos de redes digitales. En este aspecto, Sun et al. (2019) con base en estudios anteriores demuestra que los datos en línea, como las consultas en los motores de búsqueda, son una nueva fuente de datos que se puede utilizar para pronosticar la demanda turística.

Vale la pena señalar que los artículos más citados en el campo de investigación estudiado abarcan una gran variedad de enfoques en el pronóstico de la demanda turística, tales como: los modelos de series de tiempo, el análisis de grandes bases de datos, la inteligencia artificial y el análisis del tráfico de información proveniente de Internet. En esencia, esto muestra que los estudios se sesgan al análisis del tráfico de las redes y la inteligencia artificial.

El desarrollo de nuevas investigaciones en cualquier campo se basa en la literatura de investigación proporcionada por estudios anteriores sobre el tema. El proceso de un artículo dado que cita otro artículo puede verse como el flujo de conocimiento de diferentes temas de investigación hacia un estudio contemporáneo (Campra et al., 2021; Lizano & Sánchez, 2020; Palácios et al., 2021; Singh, Sibi, & Sharma, 2021). En este aspecto, las 20 referencias principales con las mayores citas en el período 2017-2021 se presentan en la Tabla 9. De la tabla se desprende la información sobre las referencias, sus títulos de publicación. Sobre esta base, se puede decir que la información brindada hace alusión a los autores más importantes a tomar en consideración respecto a los estudios sobre las herramientas de pronóstico de la demanda en el sector turístico.

Tabla 9. Referencias más citadas

Cited References	CT
BANGWAYO-SKEETE, P.F., SKEETE, R.W., CAN GOOGLE DATA IMPROVE THE FORECASTING PERFORMANCE OF TOURIST ARRIVALS? MIXED-DATA SAMPLING APPROACH (2015) TOURISM MANAGEMENT, 46, PP. 454-464	28
SONG, H., LI, G., TOURISM DEMAND MODELLING AND FORECASTING A REVIEW OF RECENT RESEARCH (2008) TOURISM MANAGEMENT, 29 (2), PP. 203-220	27
LI, X., PAN, B., LAW, R., HUANG, X., FORECASTING TOURISM DEMAND WITH COMPOSITE SEARCH INDEX (2017) TOURISM MANAGEMENT, 59, PP. 57-66	24
PENG, B., SONG, H., CROUCH, G.I., A META-ANALYSIS OF INTERNATIONAL TOURISM DEMAND FORECASTING AND IMPLICATIONS FOR PRACTICE (2014) TOURISM MANAGEMENT, 45, PP. 181-193	21
YANG, X., PAN, B., EVANS, J.A., LV, B., FORECASTING CHINESE TOURIST VOLUME WITH SEARCH ENGINE DATA (2015) TOURISM MANAGEMENT, 46, PP. 386-397	21
GOH, C., LAW, R., MODELING AND FORECASTING TOURISM DEMAND FOR ARRIVALS WITH STOCHASTIC NONSTATIONARY SEASONALITY AND INTERVENTION (2002) TOURISM MANAGEMENT, 23 (5), PP. 499-510	19
LI, G., SONG, H., WITT, S.F., RECENT DEVELOPMENTS IN ECONOMETRIC MODELING AND FORECASTING (2005) JOURNAL OF TRAVEL RESEARCH, 44 (1), PP. 82-99	18
RIVERA, R., A DYNAMIC LINEAR MODEL TO FORECAST HOTEL REGISTRATIONS IN PUERTO RICO USING GOOGLE TRENDS DATA (2016) TOURISM MANAGEMENT, 57, PP. 12-20	18
HASSANI, H., SILVA, E.S., ANTONAKAKIS, N., FILIS, G., GUPTA, R., FORECASTING ACCURACY EVALUATION OF TOURIST ARRIVALS (2017) ANNALS OF TOURISM RESEARCH, 63, PP. 112-127	17

Modelos de pronósticos de la demanda turística: una revisión de los estudios actuales

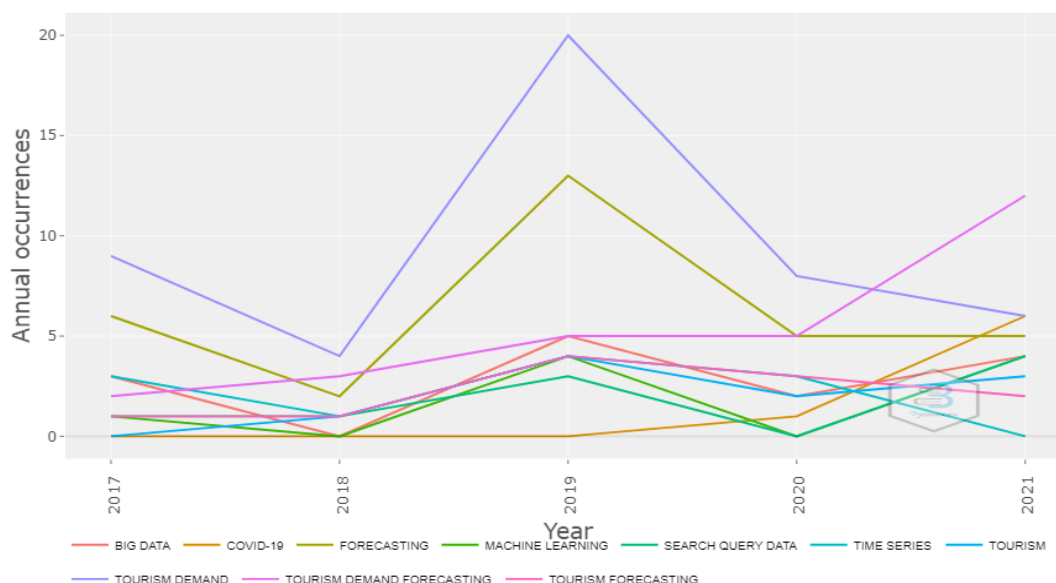
Reinier Fernández López, José Alberto Vilalta-Alonso, Deisy Alonso Porraspita, Yankiel Blanco Zamora, Saray Núñez González

Cited References	CT
WU, D.C., SONG, H., SHEN, S., NEW DEVELOPMENTS IN TOURISM AND HOTEL DEMAND MODELING AND FORECASTING (2017) INTERNATIONAL JOURNAL OF CONTEMPORARY HOSPITALITY MANAGEMENT, 29 (1), PP. 507-529	17
WITT, S.F., WITT, C.A., FORECASTING TOURISM DEMAND: A REVIEW OF EMPIRICAL RESEARCH (1995) INTERNATIONAL JOURNAL OF FORECASTING, 11 (3), PP. 447-475	16
LAW, R., AU, N., A NEURAL NETWORK MODEL TO FORECAST JAPANESE DEMAND FOR TRAVEL TO HONG KONG (1999) TOURISM MANAGEMENT, 20 (1), PP. 89-97	15
LAW, R., BACK-PROPAGATION LEARNING IN IMPROVING THE ACCURACY OF NEURAL NETWORK-BASED TOURISM DEMAND FORECASTING (2000) TOURISM MANAGEMENT, 21 (4), PP. 331-340	15
CLAVERIA, O., TORRA, S., FORECASTING TOURISM DEMAND TO CATALONIA: NEURAL NETWORKS VS. TIME SERIES MODELS (2014) ECONOMIC MODELLING, 36, PP. 220-228	14
LAW, R., LI, G., FONG, D.K.C., HAN, X., TOURISM DEMAND FORECASTING: A DEEP LEARNING APPROACH (2019) ANNALS OF TOURISM RESEARCH, 75, PP. 410-423	14
PAN, B., YANG, Y., FORECASTING DESTINATION WEEKLY HOTEL OCCUPANCY WITH BIG DATA (2017) JOURNAL OF TRAVEL RESEARCH, 56 (7), PP. 957-970	14
CLAVERIA, O., MONTE, E., TORRA, S., TOURISM DEMAND FORECASTING WITH NEURAL NETWORK MODELS: DIFFERENT WAYS OF TREATING INFORMATION (2015) INTERNATIONAL JOURNAL OF TOURISM RESEARCH, 17 (5), PP. 492-500	13
GUNTER, U., NDER, I., FORECASTING CITY ARRIVALS WITH GOOGLE ANALYTICS (2016) ANNALS OF TOURISM RESEARCH, 61, PP. 199-212	13
PAN, B., WU, D.C., SONG, H., FORECASTING HOTEL ROOM DEMAND USING SEARCH ENGINE DATA (2012) JOURNAL OF HOSPITALITY AND TOURISM TECHNOLOGY, 3 (3), PP. 196-210	13
SILVA, E.S., HASSANI, H., HERAVI, S., HUANG, X., FORECASTING TOURISM DEMAND WITH DENOISED NEURAL NETWORKS (2019) ANNALS OF TOURISM RESEARCH, 74, PP. 134-154	13

Fuente: Elaboración propia

Es necesario comprender la evolución de las palabras clave a lo largo del tiempo y las tendencias emergentes, en tal sentido se desarrolló un gráfico de crecimiento el cual se muestra en la figura 7. A partir de esto, se representa las 10 palabras claves más usadas: tourism demand, forecasting, tourism demand forecasting, big data, time series, tourism forecasting, tourism, machine learning, search query data, COVID-19. Es válido agregar, que a partir del 2018 empezó a cobrar marcado interés las investigaciones sobre pronóstico de la demanda turística al observarse un crecimiento considerable. Al contrario de lo ocurrido en 2019, al visualizarse un decrecimiento de las publicaciones, debido al efecto de la pandemia de la enfermedad del coronavirus 2019 en la actividad turística.

Figura 7. Tendencia en el tiempo de las palabras clave.



Fuente: Elaboración propia

En los últimos tres años los estudios respecto a la demanda turística implementando big data cobra marcado interés y este representa una tendencia creciente (Gallego & Font, 2021; Höpken et al., 2021; Sánchez-Lozano et al., 2021; Xie, Qian, et al., 2021). Así como los estudios que implementan herramientas de machine learning (Bayliss, 2021; X. Li et al., 2021) y técnicas de search query data (X. Li et al., 2021; H. Liu et al., 2021; Wen et al., 2021; Xie, Li, et al., 2021). Es importante decir, que el efecto del COVID-19 en el sector turístico para el pronóstico de la demanda también es de interés para los investigadores al impactar de forma transversal y negativa a todos los sectores de la economía, especialmente el turismo (Jaipuria et al., 2021; A. Liu et al., 2021; Qiu et al., 2021; H. Zhang, Song, Wen, & Liu, 2021).

Por otro lado, la información que se brinda en la Tabla 10 complementa lo antes mencionado. Las palabras claves tourism demand, forecasting, tourism demand forecasting y tourism forecasting tienen una frecuencia del 65.90 % en los artículos más citados.

Tabla 10. Análisis descriptivo: evolución de las palabras claves por año

Word \ Year	2017	2018	2019	2020	2021	Total
TOURISM DEMAND	9	4	20	8	6	47
FORECASTING	6	2	13	5	5	31
TOURISM DEMAND FORECASTING	2	3	5	5	12	27
BIG DATA	3	0	5	2	4	14
TIME SERIES	3	1	4	3	0	11
TOURISM FORECASTING	1	1	4	3	2	11
TOURISM	0	1	4	2	3	10

Modelos de pronósticos de la demanda turística: una revisión de los estudios actuales

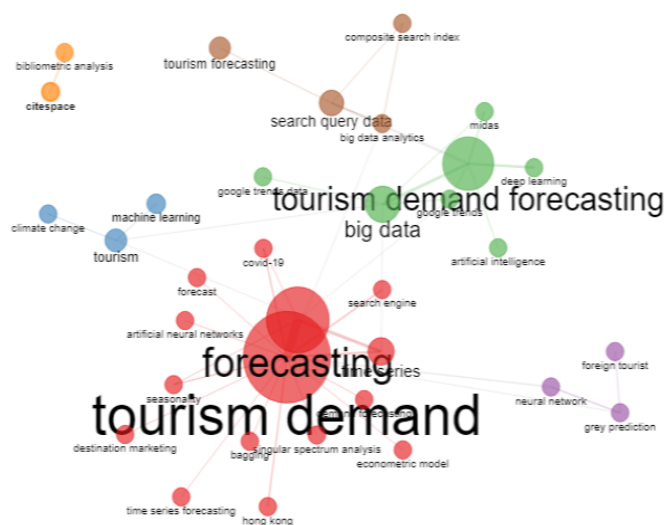
Reinier Fernández López, José Alberto Vilalta-Alonso, Deisy Alonso Porraspita, Yankiel Blanco Zamora, Saray Núñez González

Word \ Year	2017	2018	2019	2020	2021	Total
MACHINE LEARNING	1	0	4	0	4	9
SEARCH QUERY DATA	1	1	3	0	4	9
COVID-19	0	0	0	1	6	7
Total	26	13	62	29	46	176

Fuente: Elaboración propia

Para proporcionar una mejor imagen de las palabras claves y la relación entre ellas, se realizó una red de co-ocurrencia que se muestra la figura 8, que proporciona una visión más explícita y se visualiza la relación con el resto de las palabras clave. Basándose en las ocurrencias, se han identificado 7 grupos en varios colores. Las palabras en los mismos colores representan las palabras clave que a menudo aparecen juntas. Por ejemplo, tourism demand forecasting, big data, deep learning, google trends, artificial intelligence, google trends data y midas se encuentran con alta frecuencias juntas. Esto enfatiza la interconexión de temas que a menudo aparecen juntos.

Figura 8. Red de co-ocurrencias de palabras clave



Fuente: Elaboración propia

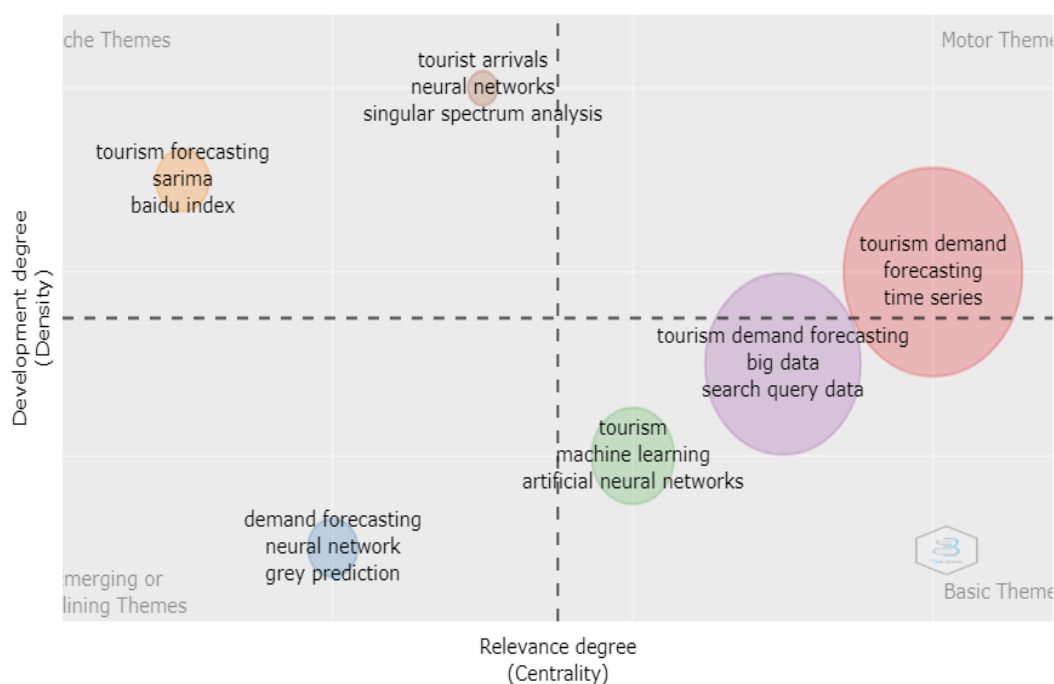
Tomando un valor de centralidad de intermediación (Betweenness) por encima del valor de 30 aparecen las palabras clave tourism demand, forecasting, time series, tourism demand forecasting, big data, google trends, search query data, big data analytics. Lo que indica que estas palabras clave tienen una influencia considerable dentro de la red.

En la figura 9, se muestra el mapa temático basado en el análisis y agrupamiento de redes de co-palabras. El mapa temático, también conocido como el diagrama estratégico, describe dos parámetros: centralidad y densidad, que caracterizan los temas en un espacio bidimensional (Camón Luis & Celma, 2020). La centralidad mide hasta qué punto una red interactúa con otras redes. La centralidad de un tema representa la fuerza de sus conexiones externas con otros temas y se puede utilizar como un indicador para medir la influencia del tema en todo el campo de la investigación. La densidad mide la fuerza de los lazos internos entre todas las palabras clave den-

tro de un tema. Por lo tanto, la densidad de un tema dado representa su desarrollo (Cahlik, 2000). Sobre la base de su centralidad y densidad, los temas son distribuidos en cuatro cuadrantes que se definen por las siguientes cuatro categorías (Callon et al., 1991; Cobo et al., 2011):

1. Temas motores en el cuadrante superior derecho. Estos temas están plenamente desarrollados y son vitales para el campo de la investigación.
2. Temas especializados y periféricos en el cuadrante superior izquierdo. Dado que estos temas tienen una densidad relativamente mayor, pero una centralidad más baja, están aislados y tienen una influencia limitada en el campo a pesar de su desarrollo interno distintivo.
3. Temas emergentes o en declive en el cuadrante inferior izquierdo. Los temas de esta categoría están poco desarrollados y son marginales al campo de la investigación.
4. Temas básicos y transversales en el cuadrante inferior derecho. Todavía no están completamente desarrollados, pero tienen una posición muy importante en el campo de la investigación.

Figura 9. Diagrama estratégico



Fuente: Elaboración propia

De acuerdo con el diagrama estratégico generado a partir de palabras clave de los autores, podemos observar 8 temas principales con diferentes niveles de densidad y centralidad. Entre los temas motores más desarrollados en la literatura, la principal preocupación es tourism demand, forecasting, time series. Por supuesto, es el tema principal de la presente investigación. Sin embargo, su centralidad y densidad se encuentra relativamente por encima de la línea media, lo que indica que los temas motores todavía se encuentran en desarrollo.

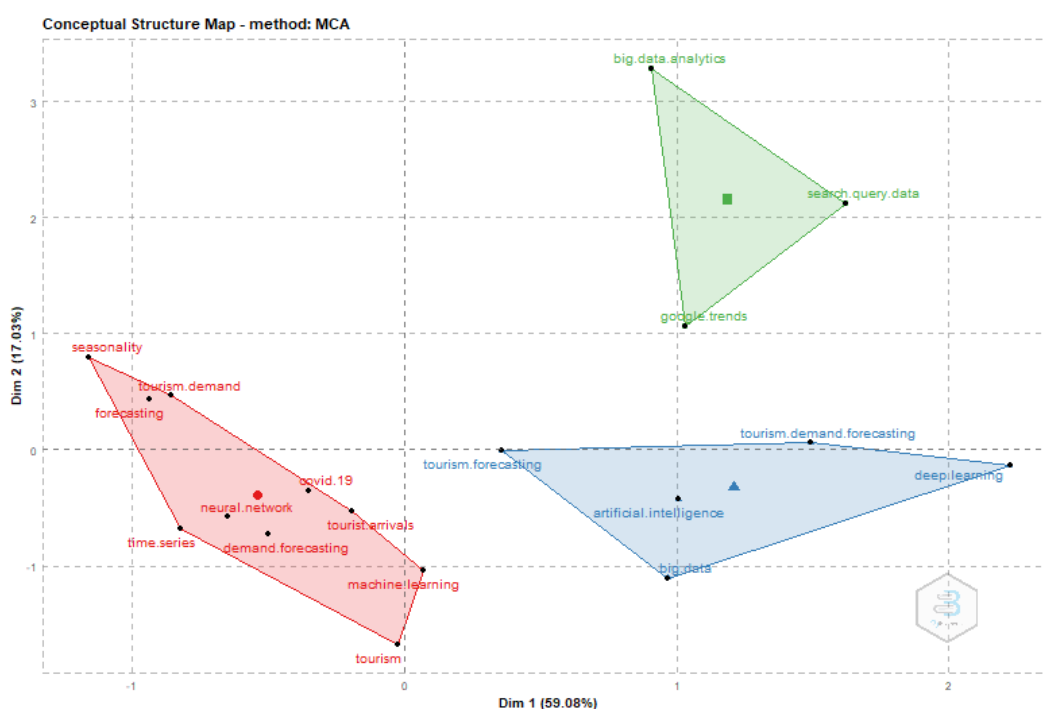
Dentro de los temas especializados, relativamente periférico y marginales, se encuentran los estudios que incluyen las palabras clave con tourism forecasting, sarima y Baidu index (Saayman & Botha, 2017) y las relacionadas con tourism arrivals, neuronal networks y singular spec-

trum analysis (Hassani et al., 2017; Saayman & de Klerk, 2019; Silva et al., 2017, 2019) tienen la centralidad baja, lo que implica que estos campos de investigación tienen una influencia limitada a pesar de su desarrollo interno distintivo.

Dentro de los temas emergentes se encuentran los estudios relacionados con demand forecasting, neural networks y grey prediction (Y.-C. Hu et al., 2019; Y.-C. Hu & Jiang, 2020) los cuales están marginados y poco desarrollados en el campo de estudio. Otros temas que todavía no están completamente desarrollados, tienen una posición muy importante en el campo de la investigación como los relacionados con tourism demand forecasting, big data, search query data (Bokelmann & Lessmann, 2019; X. Li et al., 2017; Sun et al., 2019) y los que se relacionan a tourism, machine learning y artificial neuronal networks (Bi et al., 2021; Rice et al., 2019; Starosta et al., 2019); estos son los que tienen una mayor centralidad como se visualiza en la figura 10.

Como ya se ha mencionado, las palabras clave son una medida importante para comprender el contenido central de los artículos de investigación. En este sentido, el análisis de palabras conjuntas mediante el Análisis Factorial de Correspondencia Múltiple (MCA) identificó a tres grupos como se muestra en la figura 10. Cuanto más cerca estén los puntos que representan cada palabra clave en el gráfico, más similar es la distribución de las palabras clave, lo que significa que coexisten en los artículos con más frecuencia. Además, la proximidad de una palabra clave al punto central representa su popularidad en el campo de la investigación. Las palabras clave alrededor del centro han recibido una gran atención por parte de la comunidad investigadora, mientras que las del borde están menos relacionadas con otros temas de investigación (Sharma et al., 2021; Singh, Sibi, Sharma, et al., 2021).

Figura 10. Mapa de estructura conceptual



Fuente: Elaboración propia

El primer grupo importante, marcado en rojo en el centro del gráfico involucra la mayoría de los conceptos importantes con respecto al campo de investigación y es muy consistente con temas relacionados con la enfermedad del coronavirus COVID-19 (A. Liu et al., 2021; Qiu et al., 2021), series de tiempo (Aliyev et al., 2019; Andreeski & Mechkaroska, 2020; Bi et al., 2021; Chen et

al., 2019; De Luca & Rosciano, 2020; Jiang et al., 2020; Keliwar et al., 2018; Prilistya et al., 2020) y con estudios que analizan efectos estacionales (Mach et al., 2018; Niamjoy & Phumchusri, 2020; Vergori, 2017). El grupo de color verde agrupa a los artículos referentes a big data analysis, search query data y Google trends (Antolini & Grassini, 2019; Dergiades et al., 2018; Dinis et al., 2019; Emili et al., 2020; Feng et al., 2019; Gunter et al., 2019; Höpken et al., 2019, 2021; Huarng & Yu, 2019; Önder, 2017; Volchek et al., 2019). El grupo de color verde agrupa a los artículos con modelos de pronóstico de la demanda turística enfocados en la inteligencia artificial (Chernbumroong et al., 2020; Han et al., 2017; Helgemeir & Cenzano, 2019; Y.-C. Hu & Jiang, 2020; Huang & Hao, 2021; Jiao & Chen, 2019; Mobarakeh et al., 2017; Ramos-Carrasco et al., 2019; Shabri & Samsudin, 2019; Song et al., 2019; Volchek et al., 2019; Yu, 2021; B. Zhang et al., 2020; C. Zhang, Jiang, Wang, & Sun, 2021).

4. CONCLUSIONES

En la investigación se ha proporcionado información y análisis exhaustivos sobre el desarrollo y la evolución de los estudios referente a el área del pronóstico de la demanda turística, identificándose temas de investigación que son tendencia, emergentes y de marcado interés para futuras investigaciones en el periodo de tiempo correspondiente a los años 2017-2021 con base en el método de visualización bibliométrica cuantitativa. El impacto de la COVID-19 en la actividad turística mundial ha influenciado de manera transversal a la economía, especialmente al sector turístico, el cual ha dejado inservibles las previsiones de demanda turística; lo que trajo consigo la disminución de la producción científica a partir del año 2019. Los modelos de pronóstico de la demanda turística se están concentrando en herramientas de inteligencia artificial, big data y de análisis de tráfico de redes, agregando el análisis de sentimientos, los cuales han cobrado marcado interés en la comunidad científica para seguir estrategias y tomar decisiones en el sector turístico y ayuden a predecir en este escenario complejo.

Las revistas académicas más importantes que publican sobre los modelos de pronósticos de la demanda turística son: *Tourism Management*, *Journal of Travel Research*, *Annals of Tourism Research*, *Tourism Economics*, *Journal of Forecasting*, ya que son las más citadas en el campo de investigación. Se encuentra, además, que se conforman dos clasificaciones de revistas que realizan publicaciones sobre el tema de análisis en cuestión, revistas que mantienen como alcance fundamental los temas relacionados con el turismo y revistas que se enfocan en el área de las ciencias aplicadas como la ingeniería de sistemas y las matemáticas aplicadas.

Dentro de los investigadores que han impactado a la comunidad científica en estos últimos tiempos, el profesor Song H. de la Escuela de Gestión Hotelera y Turística de la Universidad Politécnica de Hong Kong, China y Li G. profesor de economía del turismo en la Escuela de Gestión Hotelera y Turística de la Universidad de Surrey, Reino Unido centran sus investigaciones en el análisis económico de la demanda turística y comprenden la mayor red de colaboración. Por consiguiente, las universidades que logran los mayores aportes en este ámbito científico académico son Universidad Politécnica de Hong Kong, China; este país tiene la mayor contribución científica con un 30.12 % de la producción científica total. Posteriormente, le sigue de Reino Unido y Estados Unidos con una producción científica del 45.45 %. Los países anteriormente mencionados mantienen la mayor red de investigación tanto como país como centro de investigaciones y autores.

Se logra hacer una selección de los trabajos investigativos referenciados más importantes en la literatura de los modelos de pronóstico de la demanda turística, entendiéndose como clásicos en esta área de estudio, siendo necesarios para el desarrollo de cualesquiera nuevas investigaciones en el campo de la previsión turística. Las tendencias emergentes se están enfocando en el análisis del tráfico de redes y big data y los cuales están cobrando marcado interés en este último periodo, principalmente por la búsqueda de herramientas que ayuden a predecir en este escenario complejo.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aliyev, R., Salehi, S., & Aliyev, R. (2019). Development of fuzzy time series model for hotel occupancy forecasting. *Sustainability (Switzerland)*, 11(3), 793. <https://doi.org/10.3390/su11030793>
- Andreeski, C., & Mechkaroska, D. (2020). Modelling, forecasting and testing decisions for seasonal time series in tourism. *Acta Polytechnica Hungarica*, 17(10), 149-171. <https://doi.org/10.12700/APH.17.10.2020.10.9>
- Antolini, F., & Grassini, L. (2019). Foreign arrivals nowcasting in Italy with Google Trends data. *Quality and Quantity*, 53(5), 2385-2401. <https://doi.org/10.1007/s11135-018-0748-z>
- Aria, M., & Cuccurullo, C. (2017). bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis. *Journal of Informetrics*, 11(4), 959-975. <https://doi.org/10.1016/j.joi.2017.08.007>
- Bamel, U., Pereira, V., Del Giudice, M., & Temouri, Y. (2020). The extent and impact of intellectual capital research: A two decade analysis. *Journal of Intellectual Capital*, 23 (2), 375-400. <https://doi.org/10.1108/JIC-05-2020-0142>
- Bayliss, C. (2021). Machine learning based simulation optimisation for urban routing problems. *Applied Soft Computing*, 105, 107269. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107269>
- Bi, J.-W., Li, H., & Fan, Z.-P. (2021). Tourism demand forecasting with time series imaging: A deep learning model. *Annals of Tourism Research*, 90, 103255. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2021.103255>
- Bokelmann, B., & Lessmann, S. (2019). Spurious patterns in Google Trends data—An analysis of the effects on tourism demand forecasting in Germany. *Tourism Management*, 75, 1-12. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2019.04.015>
- Cahlik, T. (2000). Comparison of the maps of science. *Scientometrics*, 49(3), 373-387.
- Callon, M., Courtial, J.-P., & Laville, F. (1991). Co-word analysis as a tool for describing the network of interactions between basic and technological research: The case of polymer chemistry. *Scientometrics*, 22(1), 155-205.
- Camón Luis, E., & Celma, D. (2020). Circular Economy. A review and bibliometric analysis. *Sustainability*, 12(16), 6381.
- Campra, M., Riva, P., Oricchio, G., & Brescia, V. (2021). Bibliometric analysis of medical tourism. *Health Services Management Research*, 32(5), 172-188. <https://doi.org/10.1177/09514848211011738>
- Chen, J. L., Li, G., Wu, D. C., & Shen, S. (2019). Forecasting Seasonal Tourism Demand Using a Multiseries Structural Time Series Method. *Journal of Travel Research*, 58(1), 92-103. <https://doi.org/10.1177/0047287517737191>
- Chernbumroong, S., Nunti, C., & Somboon, K. (2020). Forecasting Chinese Tourism Demand for Thailand: Using Markov Switching Autoregressive Model. *J. Phys. Conf. Ser.*, 1651(1), 012027. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1651/1/012027>
- Cobo, M. J., López-Herrera, A. G., Herrera-Viedma, E., & Herrera, F. (2011). An approach for detecting, quantifying, and visualizing the evolution of a research field: A practical application to the fuzzy sets theory field. *Journal of Informetrics*, 5(1), 146-166.
- Crouch, G. I. (1994). The Study of International Tourism Demand: A Survey of Practice. *Journal of Travel Research*, 32(4), 41-55. <https://doi.org/10.1177/004728759403200408>
- De Luca, G., & Rosciano, M. (2020). Quantile dependence in tourism demand time series: Evidence in the Southern Italy market. *Sustainability (Switzerland)*, 12(8), 3243. <https://doi.org/10.3390/su12083243>
- Della Corte, V., Del Gaudio, G., Sepe, F., & Sciarelli, F. (2019). Sustainable tourism in the open innovation realm: A bibliometric analysis. *Sustainability (Switzerland)*, 11(21), 6114. <https://doi.org/10.3390/su11216114>
- Dergiades, T., Mavragani, E., & Pan, B. (2018). Google Trends and tourists' arrivals: Emerging biases and proposed corrections. *Tourism Management*, 66, 108-120. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2017.10.014>
- Dinis, G., Breda, Z., Costa, C., & Pacheco, O. (2019). Google Trends in tourism and hospitality research: A systematic literature review. *Journal of Hospitality and Tourism Technology*, 10(4), 747-763. <https://doi.org/10.1108/JHTT-08-2018-0086>
- Emili, S., Gardini, A., & Foscolo, E. (2020). High spatial and temporal detail in timely prediction of tourism demand. *International Journal of Tourism Research*, 22(4), 451-463. <https://doi.org/10.1002/jtr.2348>

Modelos de pronósticos de la demanda turística: una revisión de los estudios actuales

Reinier Fernández López, José Alberto Vilalta-Alonso, Deisy Alonso Porraspita, Yankiel Blanco Zamora, Saray Núñez González

- Feng, Y., Li, G., Sun, X., & Li, J. (2019). Forecasting the number of inbound tourists with Google Trends. *Procedia Computer Science*, 162, 628–633. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.12.032>
- Gallego, I., & Font, X. (2021). Changes in air passenger demand as a result of the COVID-19 crisis: Using Big Data to inform tourism policy. *Journal of Sustainable Tourism*, 29(9), 1470–1489. <https://doi.org/10.1080/09669582.2020.1773476>
- García-Madurga, M.-Á., Esteban-Navarro, M.-Á., & Morte-Nadal, T. (2021). Covid key figures and new challenges in the horeca sector: The way towards a new supply-chain. *Sustainability (Switzerland)*, 13(12), 6884. <https://doi.org/10.3390/su13126884>
- Gunter, U., Önder, I., & Gindl, S. (2019). Exploring the predictive ability of LIKES of posts on the Facebook pages of four major city DMOs in Austria. *Tourism Economics*, 25(3), 375–401. <https://doi.org/10.1177/1354816618793765>
- Han, S., Guo, Y., Cao, H., Feng, Q., & Li, Y. (2017). A cross-view model for tourism demand forecasting with artificial intelligence method. En Song X., Xie W., Lu Z., Zou B., Li M., & Wang H., *Commun. Comput. Info. Sci.* (Vol. 727, p. 582). Springer Verlag. https://doi.org/10.1007/978-981-10-6385-5_48
- Hassani, H., Silva, E. S., Antonakakis, N., Filis, G., & Gupta, R. (2017). Forecasting accuracy evaluation of tourist arrivals. *Annals of Tourism Research*, 63, 112–127. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2017.01.008>
- Helgemeir, T., & Cenzano, C. H. (2019). Artificial intelligence in tourism software solutions: Opportunities and challenges until 2024. En Jain K., Sangle S., Gupta R., Persis J., & R. M. (Eds.), *Manag. Technol. Incl. Sustain. Growth—Int. Conf. Int. Assoc. Manag. Technol., IAMOT* (pp. 134–142). Excel India Publishers. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85081108614&partnerID=40&md5=bc3aca23d37cba8b3b7d5a7466ba41b9>
- Höpken, W., Eberle, T., Fuchs, M., & Lexhagen, M. (2019). Google Trends data for analysing tourists' online search behaviour and improving demand forecasting: The case of Åre, Sweden. *Information Technology and Tourism*, 21(1), 45–62. <https://doi.org/10.1007/s40558-018-0129-4>
- Höpken, W., Eberle, T., Fuchs, M., & Lexhagen, M. (2021). Improving Tourist Arrival Prediction: A Big Data and Artificial Neural Network Approach. *Journal of Travel Research*, 60(5), 998–1017. <https://doi.org/10.1177/0047287520921244>
- Hu, M., Xiao, M., & Li, H. (2021). Which search queries are more powerful in tourism demand forecasting: Searches via mobile device or PC? *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 33(6), 2022–2043. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-06-2020-0559>
- Hu, Y.-C., & Jiang, P. (2020). Fuzzified grey prediction models using neural networks for tourism demand forecasting. *Computational and Applied Mathematics*, 39(3), 145. <https://doi.org/10.1007/s40314-020-01188-6>
- Hu, Y.-C., Jiang, P., & 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. <https://doi.org/10.1080/01605682.2017.1418150>
- Huang, B., & Hao, H. (2021). A novel two-step procedure for tourism demand forecasting. *Current Issues in Tourism*, 24(9), 1199–1210. <https://doi.org/10.1080/13683500.2020.1770705>
- Huang, K.-H., & Yu, T. H.-K. (2019). Application of Google trends to forecast tourism demand. *Journal of Internet Technology*, 20(4), 1273–1280. <https://doi.org/10.3966/160792642019072004025>
- Jaipuria, S., Parida, R., & Ray, P. (2021). The impact of COVID-19 on tourism sector in India. *Tourism Recreation Research*, 46(2), 245–260. <https://doi.org/10.1080/02508281.2020.1846971>
- Jiang, P., Yang, H., Li, R., & Li, C. (2020). Inbound tourism demand forecasting framework based on fuzzy time series and advanced optimization algorithm. *Applied Soft Computing*, 92, 106320. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106320>
- Jiao, E. X., & Chen, J. L. (2019). Tourism forecasting: A review of methodological developments over the last decade. *Tourism Economics*, 25(3), 469–492. <https://doi.org/10.1177/1354816618812588>
- Keliwar, S., Putra, A. B. W., Hammad, J., & Haviluddin. (2018). Modeling time series data for forecasting the number of foreign tourists in east Kalimantan using fuzzy inference system based on ARX model. *International Journal of Engineering and Technology(UAE)*, 7(2), 104–107. <https://doi.org/10.14419/ijet.v7i2.2.12745>

Modelos de pronósticos de la demanda turística: una revisión de los estudios actuales

Reinier Fernández López, José Alberto Vilalta-Alonso, Deisy Alonso Porraspita, Yankiel Blanco Zamora, Saray Núñez González

- Kumar, S., Pandey, N., Burton, B., & Sureka, R. (2021). Research patterns and intellectual structure of Managerial Auditing Journal: A retrospective using bibliometric analysis during 1986–2019. *Managerial Auditing Journal*, 36(2), 280–313. <https://doi.org/10.1108/MAJ-12-2019-2517>
- Law, R., Li, G., Fong, D. K. C., & Han, X. (2019). Tourism demand forecasting: A deep learning approach. *Annals of Tourism Research*, 75, 410–423. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2019.01.014>
- Li, G., Song, H., & Witt, S. F. (2005). Recent developments in econometric modeling and forecasting. *Journal of Travel Research*, 44(1), 82–99.
- Li, H., Hu, M., & Li, G. (2020). Forecasting tourism demand with multisource big data. *Annals of Tourism Research*, 83, 102912. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2020.102912>
- Li, X., Li, H., Pan, B., & Law, R. (2021). Machine Learning in Internet Search Query Selection for Tourism Forecasting. *Journal of Travel Research*, 60(6), 1213–1231. <https://doi.org/10.1177/0047287520934871>
- Li, X., Pan, B., Law, R., & Huang, X. (2017). Forecasting tourism demand with composite search index. *Tourism Management*, 59, 57–66. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2016.07.005>
- Lin, V. S., & Song, H. (2015). A review of Delphi forecasting research in tourism. *Current Issues in Tourism*, 18(12), 1099–1131. <https://doi.org/10.1080/13683500.2014.967187>
- Liu, A., Lin, V. S., Li, G., & Song, H. (2020). Ex Ante Tourism Forecasting Assessment. *Journal of Travel Research*, 61(1), 64–75. <https://doi.org/10.1177/0047287520974456>
- Liu, A., Vici, L., Ramos, V., Giannoni, S., & Blake, A. (2021). Visitor arrivals forecasts amid COVID-19: A perspective from the Europe team. *Annals of Tourism Research*, 88, 103182. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2021.103182>
- Liu, H., Liu, W., & Wang, Y. (2021). A Study On The Influencing Factors Of Tourism Demand From Mainland China To Hong Kong. *Journal of Hospitality and Tourism Research*, 45(1), 171–191. <https://doi.org/10.1177/1096348020944435>
- Liu, H., Liu, Y., Wang, Y., & Pan, C. (2019). Hot topics and emerging trends in tourism forecasting research: A scientometric review. *Tourism Economics*, 25(3), 448–468.
- Liu, Y., Hsiao, A., & Ma, E. (2020). Segmenting Tourism Markets Based on Demand Growth Patterns: A Longitudinal Profile Analysis Approach. *Journal of Hospitality and Tourism Research*, 45(6), 967–997. <https://doi.org/10.1177/1096348020962564>
- Lizano, H., & Sánchez, P. P. (2020). Technological evolution in tourism: A bibliometric analysis. *RISTI - Revista Iberica de Sistemas e Tecnologias de Informacao*, 2020(E36), 480–495.
- López, R. F., Alonso, J. A. V., Silverio, A. Q., & González, L. D. (2021). The tourist demand of the hotel chain. Time series for a forecast model. *Visión de Futuro*, 25(1), Article 1. <https://visiondefuturo.fce.unam.edu.ar/index.php/visiondefuturo/article/view/453>
- Mach, L., Ponting, J., Brown, J., & Savage, J. (2018). Riding waves of intra-seasonal demand in surf tourism: Analysing the nexus of seasonality and 21st century surf forecasting technology [Article in Press]. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85049604323&doi=10.1080%2f11745398.2018.1491801&partnerID=40&md5=789a59c11c81fa358897f1255c54258a>
- Mobarakeh, N. A., Shahzad, M. K., Baboli, A., & Tonadre, R. (2017). Improved Forecasts for uncertain and unpredictable Spare Parts Demand in Business Aircraft's with Bootstrap Method. *International Federation of Automatic Control (IFAC)*. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2017.08.2379>
- Niamjoy, P., & Phumchusri, N. (2020). Forecasting Inbound Tour Daily Demand with Multi Seasonality Pattern: A Case Study of a Tour Operator in Thailand. *IEEE Int. Conf. Ind. Eng. Appl., ICIEA*, 1044–1048. <https://doi.org/10.1109/ICIEA49774.2020.9101918>
- Önder, I. (2017). Forecasting tourism demand with Google trends: Accuracy comparison of countries versus cities. *International Journal of Tourism Research*, 19(6), 648–660. <https://doi.org/10.1002/jtr.2137>
- Önder, I., Gunter, U., & Scharl, A. (2019). Forecasting tourist arrivals with the help of web sentiment: A mixed-frequency modeling approach for big data. *Tourism Analysis*, 24(4), 437–452. <https://doi.org/10.3727/108354219X15652651367442>

Modelos de pronósticos de la demanda turística: una revisión de los estudios actuales

Reinier Fernández López, José Alberto Vilalta-Alonso, Deisy Alonso Porraspita, Yankiel Blanco Zamora, Saray Núñez González

- Padmaja, N., & Sudha, T. (2019). A systematic review of application of big data analytics in tourism sector. *Journal of Computational and Theoretical Nanoscience*, 16(5-6), 1832-1838. <https://doi.org/10.1166/jctn.2019.8107>
- Palácios, H., de Almeida, M. H., & Sousa, M. J. (2021). A bibliometric analysis of trust in the field of hospitality and tourism. *International Journal of Hospitality Management*, 95. 102944. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2021.102944>
- Prilistya, S. K., Permanasari, A. E., & Fauziati, S. (2020). Tourism Demand Time Series Forecasting: A Systematic Literature Review. *ICITEE - Proc. Int. Conf. Inf. Technol. Electr. Eng.*, 156-161. <https://doi.org/10.1109/ICITEE49829.2020.9271732>
- Qiu, R. T. R., Wu, D. C., Dropsy, V., Petit, S., Pratt, S., & Ohe, Y. (2021). Visitor arrivals forecasts amid COVID-19: A perspective from the Asia and Pacific team. *Annals of Tourism Research*, 88, 103155. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2021.103155>
- Ramos-Carrasco, R., Galvez-Diaz, S., Nunez-Ponce, V., & Alvarez-Merino, J. (2019). Artificial neural networks to estimate the forecast of tourism demand in Peru. *SHIRCON - IEEE Sci. Humanit. Int. Res. Conf. 2019 IEEE Sciences and Humanities International Research Conference, SHIRCON 2019*. <https://doi.org/10.1109/SHIRCON48091.2019.9024873>
- Rice, W. L., Park, S. Y., Pan, B., & Newman, P. (2019). Forecasting campground demand in US national parks. *Annals of Tourism Research*, 75, 424-438. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2019.01.013>
- Rodríguez-Soler, R., Uribe-Toril, J., & De Pablo Valenciano, J. (2020). Worldwide trends in the scientific production on rural depopulation, a bibliometric analysis using bibliometrix R-tool. *Land Use Policy*, 97, 104787. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2020.104787>
- Saayman, A., & Botha, I. (2017). Non-linear models for tourism demand forecasting. *Tourism Economics*, 23(3), 594-613. <https://doi.org/10.5367/te.2015.0532>
- Saayman, A., & de Klerk, J. (2019). Forecasting tourist arrivals using multivariate singular spectrum analysis. *Tourism Economics*, 25(3), 330-354. <https://doi.org/10.1177/1354816618768318>
- Sánchez-Lozano, G., Pereira, L. N., & Chávez-Miranda, E. (2021). Big data hedonic pricing: Econometric insights into room rates' determinants by hotel category. *Tourism Management*, 85. 104308. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2021.104308>
- Shabri, A., & Samsudin, R. (2019). Application of improved GM(1, 1) models in seasonal monthly tourism demand forecast. *Proc. - Int. Conf. Artif. Intell. Data Sci., AiDAS*, 186-190. <https://doi.org/10.1109/AiDAS47888.2019.8970945>
- Sharma, P., Singh, R., Tamang, M., Singh, A. K., & Singh, A. K. (2021). Journal of teaching in travel & tourism: A bibliometric analysis. *Journal of Teaching in Travel and Tourism*, 21(2), 155-176. <https://doi.org/10.1080/15313220.2020.1845283>
- Silva, E. S., Ghodsi, Z., Ghodsi, M., Heravi, S., & Hassani, H. (2017). Cross country relations in European tourist arrivals. *Annals of Tourism Research*, 63, 151-168. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2017.01.012>
- Silva, E. S., Hassani, H., Heravi, S., & Huang, X. (2019). Forecasting tourism demand with denoised neural networks. *Annals of Tourism Research*, 74, 134-154. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2018.11.006>
- Singh, R., Sibi, P. S., & Sharma, P. (2021). Journal of ecotourism: A bibliometric analysis. *Journal of Ecotourism*, 21 (1). 37-53. <https://doi.org/10.1080/14724049.2021.1916509>
- Singh, R., Sibi, P. S., Sharma, P., Tamang, M., & Singh, A. K. (2021). Twenty Years of Journal of Quality Assurance in Hospitality & Tourism: A Bibliometric Assessment. *Journal of Quality Assurance in Hospitality and Tourism*. <https://doi.org/10.1080/1528008X.2021.1884931>
- Song, H., & Li, G. (2008). Tourism demand modelling and forecasting—A review of recent research. *Tourism Management*, 29(2), 203-220. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2007.07.016>
- Song, H., Liu, A., Li, G., & Liu, X. (2021). Bayesian bootstrap aggregation for tourism demand forecasting. *International Journal of Tourism Research*, 23 (5). 914-927. <https://doi.org/10.1002/jtr.2453>
- Song, H., Qiu, R. T. R., & Park, J. (2019). A review of research on tourism demand forecasting: Launching the Annals of Tourism Research Curated Collection on tourism demand forecasting. *Annals of Tourism Research*, 75, 338-362. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2018.12.001>

Modelos de pronósticos de la demanda turística: una revisión de los estudios actuales

Reinier Fernández López, José Alberto Vilalta-Alonso, Deisy Alonso Porraspita, Yankiel Blanco Zamora, Saray Núñez González

- Starosta, K., Budz, S., & Krutwig, M. (2019). The impact of German-speaking online media on tourist arrivals in popular tourist destinations for Europeans. *Applied Economics*, 51(14), 1558-1573. <https://doi.org/10.1080/00036846.2018.1527463>
- Sun, S., Wei, Y., Tsui, K.-L., & Wang, S. (2019). Forecasting tourist arrivals with machine learning and internet search index. *Tourism Management*, 70, 1-10. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2018.07.010>
- Vergori, A. S. (2017). Patterns of seasonality and tourism demand forecasting. *Tourism Economics*, 23(5), 1011-1027. <https://doi.org/10.1177/1354816616656418>
- Volchek, K., Liu, A., Song, H., & Buhalis, D. (2019). Forecasting tourist arrivals at attractions: Search engine empowered methodologies. *Tourism Economics*, 25(3), 425-447. <https://doi.org/10.1177/1354816618811558>
- Wang, M., & Song, H. (2010). Air Travel Demand Studies: A Review. *Journal of China Tourism Research*, 6(1), 29-49. <https://doi.org/10.1080/19388160903586562>
- Wen, L., Liu, C., Song, H., & Liu, H. (2021). Forecasting Tourism Demand with an Improved Mixed Data Sampling Model. *Journal of Travel Research*, 60(2), 336-353. <https://doi.org/10.1177/0047287520906220>
- Wu, D. C., Song, H., & Shen, S. (2017). New developments in tourism and hotel demand modeling and forecasting. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 29(1), 507-529. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-05-2015-0249>
- Xie, G., Li, X., Qian, Y., & Wang, S. (2021). Forecasting tourism demand with KPCA-based web search indexes. *Tourism Economics*, 27(4), 721-743. <https://doi.org/10.1177/1354816619898576>
- Xie, G., Qian, Y., & Wang, S. (2021). Forecasting Chinese cruise tourism demand with big data: An optimized machine learning approach. *Tourism Management*, 82, 104208. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2020.104208>
- Yu, H. (2021). Development of tourism resources based on fpga microprocessor and convolutional neural network. *Microprocessors and Microsystems*, 82, 103795. <https://doi.org/10.1016/j.micpro.2020.103795>
- Zhang, B., Huang, X., Li, N., & Law, R. (2017). A novel hybrid model for tourist volume forecasting incorporating search engine data. *Asia Pacific Journal of Tourism Research*, 22(3), 245-254. <https://doi.org/10.1080/10941665.2016.1232742>
- Zhang, B., Li, N., Shi, F., & Law, R. (2020). A deep learning approach for daily tourist flow forecasting with consumer search data. *Asia Pacific Journal of Tourism Research*, 25(3), 323-339. <https://doi.org/10.1080/10941665.2019.1709876>
- Zhang, C., Jiang, F., Wang, S., & Sun, S. (2021). A new decomposition ensemble approach for tourism demand forecasting: Evidence from major source countries in Asia-Pacific region. *International Journal of Tourism Research*, 23 (5), 832-845. <https://doi.org/10.1002/jtr.2445>
- Zhang, H., Song, H., Wen, L., & Liu, C. (2021). Forecasting tourism recovery amid COVID-19. *Annals of Tourism Research*, 87. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2021.103149>
- Zhang, Y., Li, G., Muskat, B., & Law, R. (2021). Tourism Demand Forecasting: A Decomposed Deep Learning Approach. *Journal of Travel Research*, 60(5), 981-997. <https://doi.org/10.1177/0047287520919522>
- Zhang, Y., Li, G., Muskat, B., Law, R., & Yang, Y. (2020). Group pooling for deep tourism demand forecasting. *Annals of Tourism Research*, 82, 102899. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2020.102899>
- Zhang, Y., Li, G., Muskat, B., Vu, H. Q., & Law, R. (2021). Predictivity of tourism demand data. *Annals of Tourism Research*, 89, 103234. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2021.103234>