

Análisis de Preferencias de Alojamiento en Canarias: Comparativa entre Viviendas Turísticas y Hoteles

Analysis of Accommodation Preferences in the Canary Islands: A Comparison between Tourist accommodation and Hotels

Duarte Arevalo Emily Dayana¹, Garcés Casas Sergio Andrés², and Garzón Terán Sharik³

¹Pregrado Ciencia de Datos Universidad Externado, Bogotá - Colombia

²Pregrado Ciencia de Datos Universidad Externado, Bogotá - Colombia

³Pregrado Ciencia de Datos Universidad Externado, Bogotá - Colombia

Abstract

This study analyzes tourist accommodation preferences in the Canary Islands, focusing on the competition between shared economy platforms like Airbnb and traditional hotels. Using data from the 2024 Canary Islands Tourist Spending Survey, a Bayesian hierarchical model was applied to explore the influence of demographic, economic, and behavioral factors on accommodation choices. The results indicate that longer stays and digital channels significantly favor tourist accommodations, while price sensitivity and perceived accommodation quality are decisive for hotel preference. Nationality also plays a critical role, highlighting cultural and economic variations across countries. These findings provide a solid foundation for developing strategies tailored to tourists' needs and preferences, enhancing the competitiveness of the sector.

Keywords: tourism, accommodation preferences, Bayesian hierarchical model, Canary Islands, digital platforms, tourist behavior, statistical modeling.

Resumen

Este estudio analiza las preferencias de alojamiento turístico en las Islas Canarias, destacando la competencia entre plataformas de economía compartida, como Airbnb, y hoteles tradicionales. A partir de datos de la Encuesta de Gasto Turístico en Canarias 2024, se utilizó un modelo bayesiano jerárquico para explorar cómo factores demográficos, económicos y conductuales influyen en la elección de alojamiento. Los resultados revelan que las estancias largas y los canales digitales favorecen las viviendas turísticas, mientras que la sensibilidad al precio y la calidad percibida inclinan la preferencia hacia los hoteles.

La nacionalidad es clave, reflejando variaciones culturales y económicas. Estos hallazgos ofrecen una base sólida para desarrollar estrategias adaptadas a las necesidades y preferencias de los turistas, fortaleciendo la competitividad del sector.

Palabras clave: turismo, preferencias de alojamiento, modelo jerárquico bayesiano, Islas Canarias, plataformas digitales, comportamiento turístico, modelado estadístico.

1. INTRODUCCIÓN

El turismo ha demostrado ser uno de los sectores económicos más influyentes a nivel mundial, generando un impacto económico considerable y millones de empleos. De acuerdo con el Consejo Mundial de Viajes y Turismo (WTTC, 2023), el turismo contribuyó con un 9.1% al PIB global en 2023, lo que refleja un crecimiento interanual del 23.2% y la creación de 27 millones de nuevos empleos. Este crecimiento ha impulsado, además, cambios importantes en las preferencias de los viajeros, quienes buscan cada vez más experiencias de alojamiento que ofrecen personalización y autenticidad, atributos que las plataformas de economía compartida, como Airbnb, han sabido capitalizar [Mody et al., 2023].

La expansión de estas plataformas ha comenzado a competir directamente con los alojamientos tradicionales, desafiando los modelos de negocio de la industria hotelera, que se ve presionada a reducir tarifas y adaptar su oferta [Zervas et al., 2017].

Esta situación ha sido particularmente evidente en regiones como las Islas Canarias, donde en 2022 el 39% de los turistas eligió hospedarse en hoteles de cuatro estrellas, mientras que el 16% optó por apartamentos o vil-

las, y el 7% prefirió viviendas de alquiler vacacional, relacionadas con plataformas de economía compartida [Gobierno de Canarias, 2023].

Estos cambios en las preferencias de alojamiento revelan una tendencia de los viajeros hacia alternativas que les ofrezcan experiencias únicas y una mayor flexibilidad, lo cual subraya la necesidad de estudiar los factores que determinan esta elección. El cambio en las preferencias no solo afecta la economía de la región, sino que también influye en la competitividad del sector turístico y en la capacidad de los proveedores para adaptarse a las demandas del mercado (Sigala, 2019).

El análisis se desarrollará en varias fases fundamentales con el propósito de analizar los factores que influyen en la elección de los viajeros entre arrendamientos turísticos y hoteles tradicionales en las Islas Canarias.

En primer lugar, se llevará a cabo una revisión bibliográfica exhaustiva para construir una base teórica sólida sobre la experiencia del usuario y la lealtad hacia plataformas de economía compartida como Airbnb, las cuales han redefinido la interacción entre proveedores de alojamiento y consumidores, facilitando opciones personalizadas y flexibles [Akbar and Tracogna, 2018, Zervas et al., 2021].

A partir de esta revisión, se definirán categorías de análisis que permitirán identificar patrones en el comportamiento de los turistas, atendiendo a variables demográficas y preferencias de alojamiento [Crompton and McKay, 1997, Smith, 1989].

Este enfoque integrará la aplicación de un Modelo Jerárquico Bayesiano que permitirá revelar las preferencias de los turistas en cuanto a tipos de alojamiento, evaluando diversas variables e integrando datos cuantitativos y cualitativos para extraer conclusiones robustas sobre las tendencias en las decisiones de los viajeros,

2. Contextualización Teórica

En el siglo XXI, el turismo se ha consolidado como una actividad económica de gran impacto global, siendo considerado un motor esencial para el desarrollo económico y social de numerosas regiones. Este fenómeno se fundamenta en el derecho de las personas al tiempo libre, lo que fomenta el descanso, la recreación y la socialización entre diversas culturas y estilos de vida [Pardo, 2011]. Durante la última década, el turismo ha demostrado ser una de las industrias más resilientes, registrando un crecimiento global significativo incluso en contextos adversos. Por ejemplo, en 2010 experimentó un incremento del 6.7 % respecto al año anterior, mientras que en el primer semestre de 2011

mantuvo un crecimiento promedio del 5 %, reafirmando su papel clave en las economías nacionales e internacionales [Pardo, 2011].

Regiones con alta dependencia del turismo, como las Islas Canarias, han destacado por su capacidad de recuperación económica frente a una crisis global. En 2022, este destino registró un récord histórico, alcanzando un PIB turístico de 16.961 millones de euros, posicionándose como líder en la reactivación del turismo en España. Este logro se atribuye a una sólida conectividad, inversiones en infraestructura turística y una creciente preferencia de los turistas por destinos que promuevan el bienestar [IMPACTUR, 2022]. Este contexto subraya el papel del turismo no solo como una fuente de ingresos, sino también como una herramienta de dinamización económica que genera empleo, ingresos fiscales y oportunidades de negocio [Brida and et al., 2008].

El turismo se ha consolidado como un pilar fundamental en la economía global, destacándose su capacidad para dinamizar diferentes sectores económicos. En este contexto, las Islas Canarias han adoptado estrategias de comercialización digital para maximizar su atractivo turístico. Según un análisis reciente de las actividades y experiencias turísticas disponibles en plataformas online, se enfatiza que "la diversificación de la oferta turística, apoyada en herramientas digitales, permite captar mercados más segmentados y competitivos" [Gobierno de Canarias, 2023]. Este enfoque resalta cómo las plataformas no solo actúan como mediadoras entre oferta y demanda, sino que también potencian la visibilidad de experiencias que fomentan el turismo sostenible y auténtico.

Además, la nacionalidad del turista emerge como un factor crítico en la comprensión del comportamiento de gasto y consumo. Según [Sciortino and De Cantis, 2022], "la nacionalidad puede ser utilizada como un criterio efectivo para segmentar mercados turísticos, considerando variables como el nivel de ingresos, la distancia cultural y las preferencias de consumo". Este hallazgo es particularmente relevante en regiones como Canarias, donde coexisten una oferta hotelera tradicional y opciones innovadoras como los arrendamientos turísticos.

Por otro lado, se ha encontrado que las características culturales y la distancia social y económica juegan un papel mediador en las decisiones de alojamiento. De acuerdo con [Ahn and McKercher, 2018], los turistas de culturas más distantes tienden a buscar experiencias que les permitan adaptarse gradualmente al entorno, mientras que aquellos con similitudes culturales con el destino optan por opciones más auténticas y personalizadas (citado en [Sciortino and De Cantis, 2022]). Esto se alinea con la creciente preferencia de turistas europeos por plataformas

como Airbnb, las cuales destacan por su flexibilidad y conexión cultural con la comunidad local.

En el ámbito local, el papel de las plataformas digitales es esencial para la promoción de destinos específicos dentro de las Islas Canarias. Un estudio sobre actividades turísticas en estas plataformas destaca que "la integración de descripciones detalladas, reseñas de usuarios y fotografías en alta resolución influye significativamente en la decisión del turista, incrementando las reservas en un 35 %" [Gobierno de Canarias, 2023]. Estas herramientas son especialmente útiles para pequeñas y medianas empresas turísticas, que encuentran en estos medios un canal eficiente para competir con grandes cadenas hoteleras.

En cuanto al comportamiento económico, se observa que la nacionalidad también determina la duración de la estancia y el gasto promedio diario. Según el análisis de [De Menezes and Moniz, 2011b], "las diferencias en la duración de las estancias están correlacionadas con niveles de gasto; los turistas con mayor capacidad económica y distancia cultural suelen extender su tiempo en el destino". Esto implica que las estrategias turísticas deben ser adaptadas no solo al mercado local, sino también a los segmentos de turistas internacionales con características y expectativas específicas.

Finalmente, se destaca la importancia de la tecnología y los datos en la segmentación de mercados turísticos. Según [Zervas et al., 2021], "las plataformas digitales no solo han transformado la forma en que los turistas acceden a los alojamientos, sino que también ofrecen datos valiosos que permiten analizar patrones de comportamiento y optimizar estrategias de marketing". Este enfoque facilita a las Islas Canarias posicionarse no solo como un destino turístico de renombre, sino también como un modelo en innovación y adaptación a las nuevas dinámicas del mercado global.

La transformación digital ha añadido una capa de complejidad a esta industria, particularmente con la proliferación de plataformas digitales de economía compartida como Airbnb y Booking. Estas plataformas han revolucionado el mercado de alojamiento, ofreciendo alternativas que combinan flexibilidad, personalización y costos competitivos [Mody et al., 2023]. Además, la entrada de Airbnb en el mercado ha afectado significativamente a los hoteles tradicionales, observándose una disminución de hasta un 3.1 % en ingresos por habitación disponible (RevPAR) con cada aumento del 100 % en la oferta de listados de Airbnb [Dogru et al., 2020]. Este impacto refleja la capacidad de las plataformas digitales para atraer a consumidores con preferencias orientadas a la autenticidad, flexibilidad y precio competitivo.

3. Metodología

En este estudio se emplean los microdatos de la encuesta sobre el Gasto Turístico en Canarias correspondiente al segundo trimestre de 2024. Esta encuesta, proporcionada por el Instituto Canario de Estadística (ISTAC), está disponible a través del portal de datos abiertos del gobierno español y tiene como objetivo medir tanto el volumen como la estructura del gasto realizado por los turistas que pernoctan en cualquier tipo de alojamiento en las Islas Canarias. A través de este muestreo trimestral, se obtienen datos detallados y actualizados que permiten perfilar a los turistas y analizar sus decisiones de consumo durante su estancia en la región (ISTAC, 2024).

Variables demográficas y del turista

Estas variables permiten definir el perfil socioeconómico de los turistas, incluyendo el sexo, la edad, los ingresos y el número total de personas en el grupo. Siendo factores cruciales para analizar cómo las características sociodemográficas influyen en las preferencias de los turistas [Crompton and McKay, 1997].

Variables relacionadas con el comportamiento del turista

Estas variables reflejan las preferencias y comportamientos del turista al momento de tomar decisiones sobre el alojamiento, como la importancia atribuida a la seguridad, el precio y la oferta alojativa. Son fundamentales para un análisis detallado de cómo las preferencias personales y el contexto del viaje impactan las decisiones de los turistas [Dann, 1977].

Variables relacionadas con el alojamiento

Estas variables describen las características del alojamiento elegido por el turista, incluyendo el número de noches, el coste del alojamiento en euros y la percepción sobre la limpieza. Diversos estudios destacan que aspectos como la limpieza y la seguridad son cruciales en la elección del alojamiento [Mody et al., 2023]. Este análisis vincula la infraestructura y la calidad de los servicios con la percepción de valor y la satisfacción del turista [Rodríguez-Díaz and Espino-Rodríguez, 2018].

Variables de canal de reserva

Estas variables indican a través de qué canales los turistas descubren y reservan su alojamiento, tales como internet y redes sociales, touroperadores y agencias de viaje, recomendaciones de amigos y familiares, o visitas anteriores. Com-

prender estos factores es esencial para entender cómo la motivación y la información influyen en la decisión del turista [Zervas et al., 2021].

Variable objetivo

El tipo de alojamiento elegido por el turista se clasifica en una variable binaria: 1 para hoteles y 0 para arrendamientos turísticos.

3.1 Análisis Descriptivo

En esta sección se describen las principales características de los datos utilizados, enfatizando aspectos como la distribución, valores perdidos y transformaciones realizadas.

Distribución de las variables:

La edad presenta una distribución asimétrica leve hacia edades más jóvenes, indicando que la mayoría de los turistas se encuentran en un rango de edad activo laboralmente. En cuanto a las noches de estancia, se observa variabilidad entre estadías cortas (1-3 noches) y viajes más largos, especialmente en el caso de motivos familiares o vacacionales. Por su parte, el coste del alojamiento en euros muestra valores atípicos en el extremo superior, asociados a alojamientos de lujo o grandes grupos, coherentes con las diferencias en ingresos de los viajeros y el tipo de alojamiento elegido.

Análisis de valores perdidos:

Se identificaron datos faltantes en las variables relacionadas con la antelación del viaje y los ingresos. Esta ausencia puede atribuirse a dificultades en el proceso de recolección o al carácter sensible de la información económica proporcionada. Para mitigar este problema y garantizar la consistencia del análisis, se emplearon técnicas de imputación. En el caso de ingresos, se utilizó la media, mientras que para la antelación del viaje, se aplicó la moda, asegurando un tratamiento acorde con la naturaleza de cada caso.

Variables categóricas:

Las categorías relacionadas con el tipo de alojamiento y el propósito del viaje muestran patrones claros. Los datos indican que los alojamientos turísticos son preferidos por quienes buscan experiencias únicas, mientras que los hoteles tradicionales se asocian más a motivos de negocio o visitas cortas. Además, los canales de información, como internet y redes sociales, y los touroperadores o agencias de viaje, juegan un papel determinante en las decisiones de los turistas, reflejando el impacto creciente de las plataformas digitales.

Observación de Simetrías y Atipicidades

Las variables edad y coste del alojamiento presentaron ligeros sesgos hacia valores extremos. Aunque inicialmente podrían considerarse atípicos, estos reflejan características propias de la diversidad en ingresos y motivaciones de los turistas. En cuanto a las variables categóricas, no se detectaron problemas significativos de inconsistencia.

Procesamiento de Datos

El procesamiento de datos buscó optimizar la base para el análisis, asegurando que la información fuera coherente y útil para alcanzar los objetivos del estudio. Este proceso incluyó la selección de variables, transformaciones y la imputación de valores faltantes.

Reducción y Selección de Variables

De las 82 variables originales, se seleccionaron 22, priorizando aquellas más relevantes para la pregunta de investigación. Este filtro se realizó mediante análisis exploratorios y correlaciones, eliminando información redundante o irrelevante.

3.1.1 Transformaciones Realizadas

Normalización de variables numéricas:

Se escaló el coste del alojamiento y el número de noches para reducir sesgos derivados de valores extremos y facilitar su inclusión en modelos estadísticos.

Pivoteo de variables categóricas:

Las categorías relacionadas con el propósito del viaje fueron reorganizadas en grupos más amplios, facilitando su análisis y comparación. De manera similar, se simplificaron los canales de información convirtiéndolos en indicadores binarios, permitiendo evaluar su relevancia de forma más directa en el contexto del estudio.

Imputación de valores faltantes:

Para las variables numéricas, como el coste del alojamiento, se utilizó la mediana por su resistencia a valores extremos, garantizando una imputación robusta.

3.2 Presentación de Gráficas

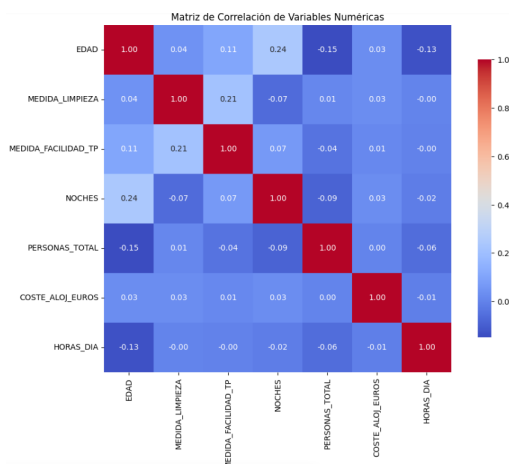


Fig. 1. Matriz de correlacion.

La matriz de correlación permite identificar relaciones lineales entre variables, evaluando la intensidad y dirección de su relación. Por ejemplo, los valores cercanos a 1 o -1 indican una fuerte relación positiva o negativa, mientras que valores cercanos a 0 reflejan una relación débil o inexistente. En este caso, se observa que la correlación positiva del 21% entre las variables MEDIDA LIMPIEZA y MEDIDA FACILIDAD TP sugiere una relación débil, pero existente, en la que cambios en una de las variables pueden influir ligeramente en la otra. Este análisis es relevante en el contexto turístico, donde, como señala [Mody et al., 2023], "la calidad y el servicio son atributos clave que los consumidores evalúan al elegir alojamiento" (p. 1192). Esto refuerza la importancia de interpretar las correlaciones para identificar áreas estratégicas de mejora en el servicio.

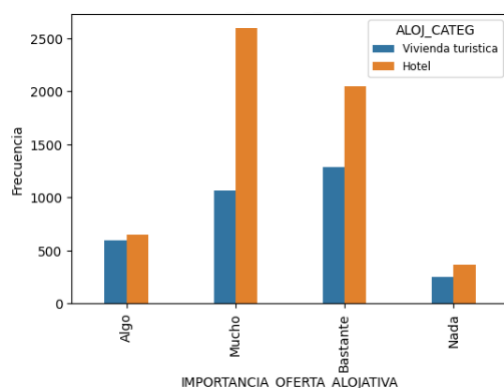


Fig. 2. Relación de 'Importancia oferta alojativa' con la variable objetivo.

El gráfico muestra cómo la variable IMPORTANCIA OFERTA ALOJATIVA influye en las preferencias de alojamiento. Los turistas que eligen hoteles califican mayormente esta variable como "MUCHO", mientras que quienes optan por viviendas turísticas (como Airbnb) la valoran principalmente como "BASTANTE". Según [Akbar and Tracogna, 2018], "las plataformas de economía compartida, como Airbnb, prosperan al ofrecer flexibilidad y una experiencia más personalizada" (p. 92). Esto, combinado con el informe de [Gobierno de Canarias, 2023], que destaca la necesidad de adaptar la oferta a las demandas específicas de los turistas, sugiere que las diferencias en percepción de la oferta alojativa reflejan expectativas distintas y contextos de viaje variados.

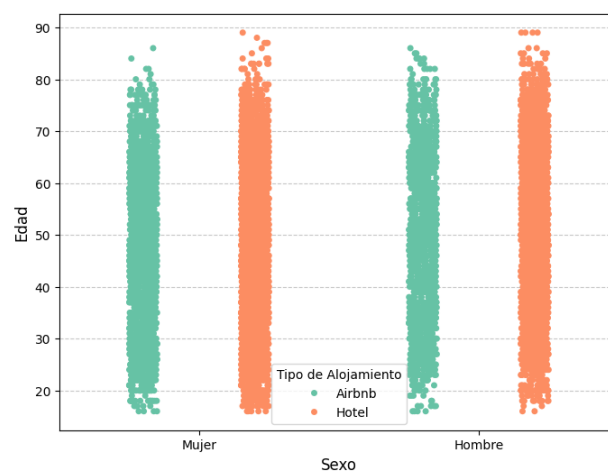


Fig. 3. Frecuencia de la variable 'Importancia de precio' con respecto a la variable objetivo.

El análisis del gráfico muestra que tanto hombres como mujeres presentan elecciones similares entre Airbnb y hoteles, pero con una ligera concentración de usuarios más jóvenes hacia Airbnb, mientras que los hoteles muestran una distribución más uniforme en las edades. Esto sugiere que el precio y la flexibilidad pueden influir más en los grupos más jóvenes.

Según [Dogru et al., 2020], "la disponibilidad de opciones más económicas en plataformas como Airbnb ha permitido que sean especialmente atractivas para segmentos más sensibles al precio, como los viajeros jóvenes" (p. 5). Este patrón también se alinea con lo señalado por [Akbar and Tracogna, 2018], quienes explican que "los alojamientos tradicionales, como los hoteles, tienden a ser preferidos por grupos con mayor estabilidad económica y menos flexibilidad en sus necesidades" (p. 95).

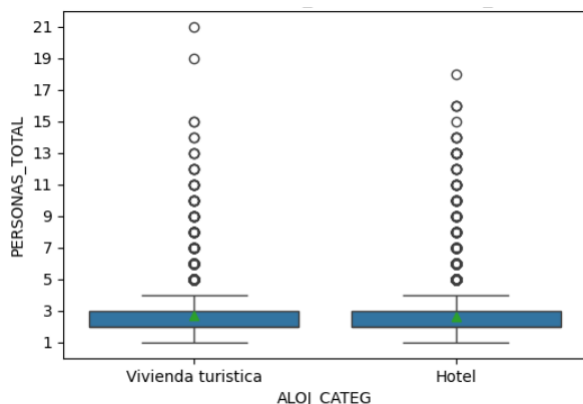


Fig. 4. Boxplot de la variable 'PERSONAS TOTAL' según la variable objetivo.

El análisis del boxplot de la variable 'PERSONAS TOTAL' muestra que tanto en hoteles como en viviendas turísticas predominan grupos pequeños, con medianas similares cercanas a 2 personas. Sin embargo, en las viviendas turísticas se observan más valores atípicos que indican la presencia de grupos más grandes, lo cual puede deberse a la flexibilidad inherente a este tipo de alojamiento. En contraste, los hoteles presentan una distribución más homogénea, reflejando su orientación hacia segmentos tradicionales.

De acuerdo con [Dogru et al., 2020], "los alojamientos tradicionales, como los hoteles, están diseñados para satisfacer las demandas de los viajeros más convencionales, mientras que las plataformas de economía compartida responden a las necesidades de segmentos más diversos y específicos" (p. 3). Esto podría explicar la mayor variabilidad observada en las viviendas turísticas, que suelen atraer a viajeros con configuraciones de grupo más amplias o atípicas.

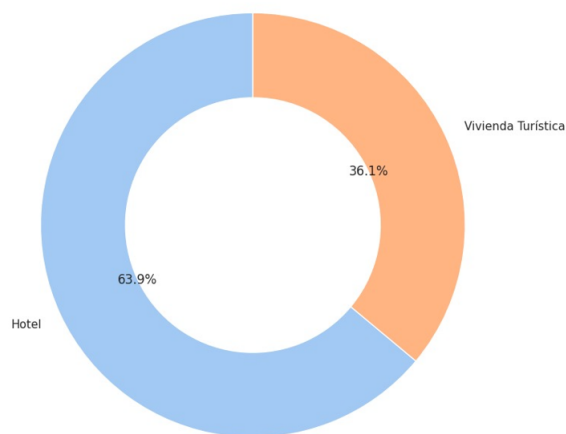


Fig. 5. Distribución de la variable objetivo 'ALOJ_CATEG'.

El gráfico muestra la distribución de las preferencias de alojamiento entre turistas. Los hoteles representan la mayor proporción con un 63.9%, lo que confirma su posición dominante en el mercado. Las viviendas turísticas (Airbnb) siguen con un 36.1%, reflejando su popularidad creciente.

De acuerdo con [Akbar and Tracogna, 2018], "las plataformas de economía compartida han alterado significativamente el panorama de la industria hotelera, ganando terreno entre los viajeros que buscan opciones más flexibles y personalizadas" (p. 93). Por otro lado, el [Gobierno de Canarias, 2023] destaca que "los hoteles tradicionales continúan siendo una opción principal debido a su estabilidad y oferta diversificada, mientras que las viviendas turísticas capturan segmentos más específicos" (p.14).

4. Presentación del Modelo Jerárquico Bayesiano

Para este estudio, el modelo jerárquico bayesiano se presenta como la mejor opción para analizar las decisiones de los turistas sobre los alojamientos debido a su capacidad para trabajar con estructuras de datos anidadas. Aquí, los países se consideran el primer nivel jerárquico, capturando las diferencias culturales, económicas y sociales que influyen en las decisiones de los turistas. Al mismo tiempo, el segundo nivel modela las elecciones específicas de alojamiento, como arrendamientos turísticos o hoteles tradicionales, teniendo en cuenta factores individuales como la edad, los ingresos, el propósito del viaje y las preferencias en seguridad o precio.

Este enfoque tiene múltiples ventajas. Primero, evita suponer que los comportamientos de los países son homogéneos o completamente independientes. Esto permite identificar patrones específicos sin perder de vista las conexiones entre países. Según Song et al. (2006), los modelos bayesianos destacan por su capacidad para mejorar la precisión de las predicciones al introducir prioris que no solo reducen errores, sino que también permiten trabajar eficientemente con datos limitados o desbalanceados. En este caso, los países con menor representación en la muestra aún aportan información valiosa, gracias a la redistribución eficiente que caracteriza a este modelo.

Además, este modelo no solo ofrece una forma de entender las elecciones individuales dentro del contexto de cada país, sino que también previene problemas de sobreajuste, lo que significa que el modelo no se ajusta en exceso a los datos disponibles. Como señala Navarro (2022), la estructura jerárquica de estos modelos permite una gran flexibilidad con un número reducido de parámetros, haciendo posible obtener resultados generalizables sin perder precisión.

Lo que hace único al modelo jerárquico bayesiano en este análisis es su capacidad para integrar factores macro y micro de forma coherente. Por un lado, captura las diferencias culturales y sociales que marcan las tendencias generales en los países. Por otro, permite entender cómo estas tendencias interactúan con las características individuales de los turistas al momento de elegir un alojamiento. Esto no sería posible con enfoques más simples, que suelen ignorar estas interacciones entre niveles.

Por tanto, al considerar los objetivos de este estudio, queda claro que el modelo jerárquico bayesiano es la herramienta ideal. Su flexibilidad para modelar comportamientos complejos, su capacidad para manejar datos desbalanceados y su enfoque riguroso para prevenir errores lo convierten en la opción más robusta para entender las preferencias turísticas en contextos internacionales. Como concluyen [?], su implementación permite mejorar tanto la eficiencia como la precisión, asegurando resultados confiables incluso en escenarios complejos.

4.1 Especificación del Modelo

El modelo jerárquico se define con dos niveles jerárquicos:

- **Nivel 1 (País):** Los interceptos específicos por país (α_j) modelan las diferencias entre países. Estos interceptos se asumen como realizaciones de una distribución normal dependiente del intercepto global y la variabilidad entre países:

$$\alpha_j \sim \mathcal{N}(\alpha_{global}, \sigma_\alpha),$$

donde:

- α_{global} es el intercepto global, que representa la tendencia promedio entre países.
- σ_α captura la variabilidad entre los interceptos de los países.

- **Nivel 2 (Categoría de Alojamiento):** La probabilidad de que un turista elija un arrendamiento turístico ($y_i = 1$) en lugar de un hotel tradicional ($y_i = 0$) se modela como:

$$\text{logit}(p_i) = \alpha_j + \mathbf{X}_i \cdot \beta,$$

donde:

- α_j es el intercepto específico del país j .
- \mathbf{X}_i son las variables predictoras del turista i , como edad, ingresos y propósito del viaje.
- β representa los coeficientes globales asociados a las variables predictoras.

4.2 Prior

Las priors seleccionadas para este modelo reflejan un conocimiento inicial amplio y no informativo, permitiendo que los datos guíen las estimaciones:

- **Intercepto Global (α_{global}):**

$$\alpha_{global} \sim \mathcal{N}(0, 10),$$

lo que permite flexibilidad inicial en la estimación de las diferencias globales.

- **Desviación entre Países (σ_α):**

$$\sigma_\alpha \sim \text{HalfNormal}(0, 5),$$

restrigiendo la variabilidad entre países a valores positivos razonables.

- **Coefficientes Predictores (β_k):**

$$\beta_k \sim \mathcal{N}(0, 10),$$

proporcionando un rango amplio para modelar la relación entre las variables individuales y la probabilidad de elegir una categoría de alojamiento.

4.3 Likelihood

La función de verosimilitud del modelo está definida por la naturaleza binaria de la variable dependiente (y_i), que representa la categoría de alojamiento. Cada observación sigue una distribución Bernoulli:

$$y_i \sim \text{Bernoulli}(p_i),$$

donde p_i es la probabilidad de que el turista i elija un arrendamiento turístico, calculada como:

$$p_i = \text{sigmoid}(\alpha_j + \mathbf{X}_i \cdot \beta).$$

4.4 Aproximación a la Posterior

Para aproximar la distribución posterior de los parámetros en nuestro modelo, utilizamos el método de *Hamiltonian Monte Carlo* (HMC). Este enfoque es particularmente eficiente para explorar espacios paramétricos de alta dimensionalidad, como en el caso de nuestro modelo, debido a que combina técnicas de Monte Carlo con simulaciones de la dinámica hamiltoniana. A diferencia de otros métodos MCMC tradicionales, HMC utiliza la información del gradiente de la función de verosimilitud para generar propuestas más informadas, lo que permite una exploración más rápida y efectiva del espacio paramétrico.

4.5 Método de Simulación Hamiltoniano Monte Carlo (HMC)

El método *Hamiltonian Monte Carlo* introduce un conjunto de variables auxiliares (momentos p) que se utilizan para generar nuevas propuestas en el espacio de parámetros a partir de la simulación de la dinámica hamiltoniana. A diferencia de los métodos MCMC convencionales, que generan propuestas de forma aleatoria, HMC utiliza las ecuaciones de la dinámica hamiltoniana para explorar el espacio de parámetros de manera más eficiente, lo que reduce los rechazos y acelera la convergencia.

El procedimiento del algoritmo HMC se describe detalladamente en el apéndice (Figura 1).

4.5.1 Implementación en PyMC3

Para implementar el algoritmo HMC en PyMC3, utilizamos la variante *No-U-Turn Sampler* (NUTS), que ajusta automáticamente los parámetros del tamaño de paso y la longitud de la trayectoria para optimizar el rendimiento del muestreo en modelos de alta dimensionalidad.

4.6 Gráficas de Convergencia de los parámetros

A continuación, se presentan los resultados del análisis bayesiano llevado a cabo para el modelo en cuestión. En particular, se muestran las distribuciones posteriores de los parámetros beta.

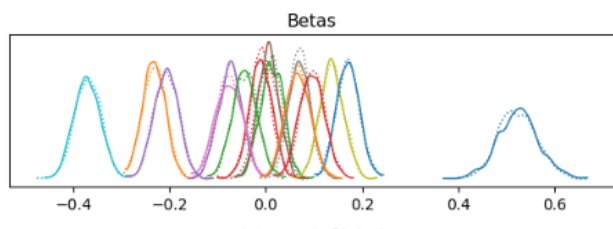


Fig. 6. Distribución parámetros beta

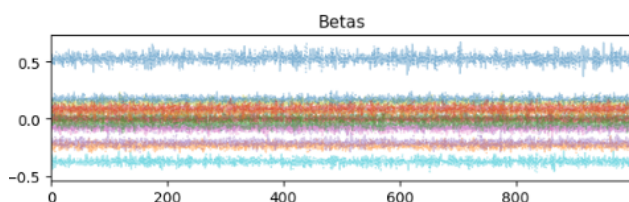


Fig. 7. Trace directo beta

Las gráficas presentadas muestran la densidad de proba-

bilidad posterior de los coeficientes β , las cuales permiten analizar el impacto de las variables predictoras en el modelo. Se observa que algunas distribuciones tienen formas multimodales, lo que indica la existencia de múltiples valores plausibles para ciertos parámetros. Sin embargo, aquellas distribuciones centradas alrededor de cero revelan que las variables correspondientes tienen un efecto insignificante en la predicción del tipo de alojamiento. En este caso, tres coeficientes destacan por su concentración en torno a cero: el asociado a la variable *propósito de viaje*, lo que sugiere que este factor no es determinante para la elección del tipo de alojamiento; el vinculado a los *ingresos del turista*, que tampoco parece ser relevante en la decisión del modelo; y finalmente, el relacionado con la *edad del turista*, que muestra una contribución mínima en el modelo. Estas observaciones sugieren que, aunque incluidas como predictoras, estas variables no desempeñan un papel significativo en la explicación del fenómeno estudiado.

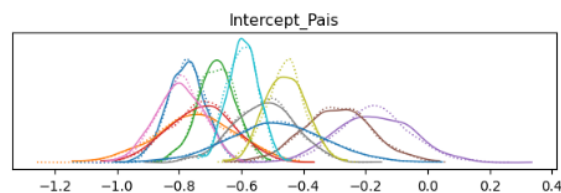


Fig. 8. Distribución parámetros por país

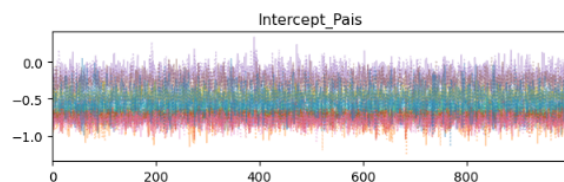


Fig. 9. Trace directo interceptos

Esta gráfica muestra las distribuciones de los interceptos por país, las cuales corresponden a uno de los niveles de la jerarquía del modelo propuesto. Se observa que, en general, la mayoría de los países presentan distribuciones alejadas de cero, lo que indica que tienen un impacto significativo en la variable de interés. Sin embargo, destaca que solo un parámetro alcanza valores cercanos a cero, lo que podría interpretarse como una menor relevancia de ese país en la predicción del modelo. En este caso, dicho parámetro corresponde a Irlanda, sugiriendo que las características de este país no aportan información relevante para explicar la elección de alojamiento.

5. Resultados y Discusión

	Mean
sigma global	0.26
intercepto global	0.57

Tabla. 1. Medidas globales

Variable Predictora	Beta
NOCHES	0.526
COSTE_ALOJ_EUROS	-0.233
MEDIDA_LIMPIEZA	0.012
PROPOSITO	-0.010
INGRESOS	-0.074
SEXO	0.005
EDAD	-0.078
PERSONAS_TOTAL	0.068
CANAL_REDES_SOCIALES	0.138
CANAL_AGENCIA_VIAJE	-0.371
CANAL_AMIGOS_FAMILIARES	0.171
CANAL_VISITAS_ANTERIORES	0.066
IMPORTANCIA_SEGURIDAD	-0.043
IMPORTANCIA_PRECIO	0.096
IMPORTANCIA_OFERTA_ALOJATIVA	-0.207

Tabla. 2. Coeficientes Beta por Variable Predictora

5.1 Factores Determinantes en la Elección de Alojamiento

El modelo confirma que la variable Noches $\beta = 0,526$ tiene un impacto positivo significativo en la probabilidad de elegir un arrendamiento turístico, lo que sugiere que los turistas que planean estadias más largas prefieren opciones más flexibles y económicas, características que suelen ofrecer plataformas como Airbnb. Este hallazgo respalda la literatura que asocia las estadias prolongadas con una mayor demanda de personalización y comodidad a precios competitivos [Akbar and Tracogna, 2018].

Por el contrario, variables como Coste_Aloj_Euros $\beta = -0,233$ y Importancia_Oferta_Alojativa $\beta = -0,207$ muestran coeficientes negativos. Esto indica que precios más altos y una percepción baja de la oferta alojativa desalinean la elección de arrendamientos turísticos. Este resultado concuerda con estudios previos que destacan la sensibilidad al precio como un factor clave para turistas jóvenes y económicamente sensibles [Dogru et al., 2020].

La variable Canal.Redes.Sociales $\beta = 0,138$ fue otra

influencia positiva significativa, subrayando el papel crucial de las plataformas digitales en la promoción y descubrimiento de arrendamientos turísticos. Este hallazgo se alinea con teorías que resaltan la digitalización como una fuerza transformadora en el comportamiento turístico [Zervas et al., 2021].

Algunas variables, como Proposito $\beta = -0,010$ y Sexo $\beta = 0,005$, no fueron significativas en el modelo, lo que sugiere que las preferencias de alojamiento no varían en función del propósito del viaje o el género.

Código del País	País	Intercepto
0	Alemania	-0.78
1	Bélgica	-0.75
2	España	-0.68
3	Francia	-0.73
4	Irlanda	-0.17
5	Italia	-0.29
6	Otros países	-0.8
7	Países Bajos	-0.52
8	Países Nórdicos	-0.46
9	UK	-0.6
10	Suiza	-0.48

El modelo jerárquico bayesiano mostró diferencias significativas entre los países analizados, resaltando cómo la nacionalidad influye en las preferencias de alojamiento. Por ejemplo, los turistas de **Alemania** ($\alpha = -0.78$) y del **Reino Unido** ($\alpha = -0.6$) presentaron una clara inclinación hacia los arrendamientos turísticos, lo que puede atribuirse a su interés por experiencias auténticas y personalizadas. Esto concuerda con lo señalado por sciortino2022, quienes destacan que la nacionalidad es un factor clave en el comportamiento económico de los turistas, influyendo tanto en la elección del alojamiento como en el nivel de gasto. Estos patrones reflejan la búsqueda de flexibilidad y la oportunidad de interactuar con comunidades locales, características que ofrecen las plataformas de economía compartida.

En contraste, los turistas de **Francia** ($\alpha = -0.73$) y **España** ($\alpha = -0.68$) mostraron una preferencia más marcada por los hoteles tradicionales. Esta elección parece estar relacionada con la percepción de seguridad y confiabilidad que se asocia a este tipo de alojamiento, especialmente en destinos con alta afluencia turística. Según sciortino2022, los turistas suelen elegir opciones que consideran seguras y predecibles, lo que explica el predominio de los hoteles tradicionales en regiones específicas.

Además, la relación entre nacionalidad y gasto

turístico es un aspecto relevante. Los turistas alemanes y británicos, además de optar por arrendamientos turísticos, suelen realizar estadias más largas y gastar más en actividades complementarias. De acuerdo con [De Menezes and Moniz, 2011a], las nacionalidades con mayor distancia cultural respecto al destino tienden a permanecer más tiempo, lo que incrementa su interacción con la economía local y su gasto en servicios y actividades. Por otro lado, los turistas franceses y españoles, aunque prefieren los hoteles, tienden a realizar estadias más cortas y mantener un control estricto sobre su presupuesto fuera del alojamiento.

Un caso particular lo representan los **Países Bajos** ($\alpha = -0.52$) y los **Países Nórdicos** ($\alpha = -0.46$), cuyos interceptos similares sugieren patrones consistentes en sus preferencias de alojamiento. [Pizam and Sussmann, 1995] explican que la proximidad cultural entre países vecinos frecuentemente genera comportamientos turísticos similares, especialmente en cuanto a la preferencia por opciones sostenibles y experiencias locales.

Por último, la categoría de "Otros países" ($\alpha = -0.80$) presentó un valor moderado pero heterogéneo, reflejando la diversidad cultural y económica de los turistas que componen este grupo. Como señala sciortino2022, la diversidad cultural dentro de un mismo grupo dificulta la identificación de patrones claros, lo que complica segmentaciones específicas para este tipo de turistas.

6. CONCLUSIÓN

1. Los turistas que buscan alojamiento a través de redes sociales o recomendaciones de amigos y familiares prefieren viviendas turísticas. Esto destaca la relevancia del marketing digital y las recomendaciones en la elección del alojamiento. Además, las estancias más largas se inclinan hacia viviendas turísticas debido a su costo más accesible frente a los hoteles.
2. A medida que aumenta el costo del hospedaje, los turistas tienden a elegir más los hoteles, probablemente por su percepción de mayor calidad. Además, las agencias de viajes tienden a ofrecer más opciones hoteleras probablemente para garantizar la disponibilidad y calidad de los hospedajes.
3. El turismo tradicional sigue siendo importante para la economía de las Islas Canarias, pero el crecimiento de plataformas como Airbnb está transformando el sector. Esto genera nuevos modelos de negocio, redistribuye los ingresos turísticos y beneficia a los propietarios de viviendas turísticas, teniendo esto también un impacto directo en las actividades económicas.

7. Apendice

7.1 Algoritmo Hamiltonian Monte Carlo

Algorithm 1 Hamiltonian Monte Carlo

- 1: **Inicialización:** Elegir un punto inicial $\theta^{(0)}$ para los parámetros y momentos iniciales $p^{(0)} \sim N(0, I)$.
- 2: **for** $t = 1, \dots, T$ **do**
- 3: Generar momentos $p^{(t)}$ para el nuevo estado, tales que $p^{(t)} \sim N(0, I)$.
- 4: Simular la dinámica hamiltoniana para θ y p resolviendo las ecuaciones diferenciales de Hamilton:

$$\frac{d\theta}{dt} = \frac{\partial H}{\partial p}, \quad \frac{dp}{dt} = -\frac{\partial H}{\partial \theta}$$

- 5: Esta simulación se realiza mediante el método de *leapfrog*, con un número fijo de pasos L y un tamaño de paso ϵ .
- 6: Proponer un nuevo estado $(\theta^{(t)}, p^{(t)})$ basado en la simulación de la dinámica.
- 7: Evaluar la nueva propuesta utilizando el criterio de aceptación de Metropolis-Hastings:

$$\text{Aceptar con probabilidad } \min \left(1, \frac{\exp(-H(\theta^{(t-1)}, p^{(t-1)}))}{\exp(-H(\theta^{(t)}, p^{(t)}))} \right)$$

- 8: **end for**
-

(Figura 1)

7.2 Ecuaciones de Hamilton

La función hamiltoniana $H(\theta, p)$ combina la energía potencial (negativa de la log-verosimilitud) y la energía cinética (proporcional a los momentos p):

$$H(\theta, p) = U(\theta) + K(p)$$

Donde:

- $U(\theta)$ es la energía potencial, que representa la negativa de la log-verosimilitud de los parámetros.
- $K(p)$ es la energía cinética, que sigue una distribución normal multivariada.

BIBLIOGRAFÍA

- [Ahn and McKercher, 2018] Ahn, Y. and McKercher, B. (2018). Distance as a modifier in the tourism behavior of culturally distant visitors. *Journal of Travel Research*, 57(1):70–81.
- [Akbar and Tracogna, 2018] Akbar, Y. H. and Tracogna, A. (2018). The sharing economy and the future of the hotel industry: Transaction cost theory and platform economics. *International Journal of Hospitality Management*, 71:91–101.
- [Brida and et al., 2008] Brida, G. and et al. (2008). La contribución del turismo al crecimiento económico. *Cuadernos de Turismo*, (22):35–46.
- [Crompton and McKay, 1997] Crompton, J. L. and McKay, S. L. (1997). Motives of visitors attending festival events. *Annals of Tourism Research*, 24(2):425–439.
- [Dann, 1977] Dann, G. M. S. (1977). Anomie, ego-enhancement and tourism. *Annals of Tourism Research*, 4(4):184–194.
- [De Menezes and Moniz, 2011a] De Menezes, A. G. and Moniz, A. (2011a). Determinantes de la duración de la estancia: un análisis paramétrico de supervivencia. *Tourism Analysis*, 16(5):509–524.
- [De Menezes and Moniz, 2011b] De Menezes, A. G. and Moniz, A. (2011b). Determinants of length of stay: A parametric survival analysis. *Tourism Analysis*, 16(5):509–524.
- [Dogru et al., 2020] Dogru, T., Hanks, L., Mody, M., Suess, C., and Sirakaya-Turk, E. (2020). The effects of airbnb on hotel performance: Evidence from cities beyond the united states. *Tourism Management*, 79:104090.
- [Gobierno de Canarias, 2023] Gobierno de Canarias (2023). Sostenibilidad del turismo en canarias: Informe anual 2023.
- [IMPACTUR, 2022] IMPACTUR (2022). Informe de impacto económico del turismo en canarias. Consultado el 2022.
- [Mody et al., 2023] Mody, M. A., Jung, S., Dogru, T., and Suess, C. (2023). ¿cómo seleccionan los consumidores entre hoteles y airbnb? una jerarquía de importancia en la elección de alojamiento. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 35(4):1191–1218.
- [Pardo, 2011] Pardo, C. (2011). La relación entre el turismo, el patrimonio cultural y natural como recurso perdurable. *Cuadernos de Patrimonio Mundial y Turismo*. Citado por 51.
- [Pizam and Sussmann, 1995] Pizam, A. and Sussmann, S. (1995). ¿La nacionalidad afecta el comportamiento turístico? *Annals of Tourism Research*, 22(4):901–917.
- [Rodríguez-Díaz and Espino-Rodríguez, 2018] Rodríguez-Díaz, M. and Espino-Rodríguez, T. (2018). A decision-making and governance framework for the renewal of tourism destinations: The case of the canary islands. *Sustainability*, 10(2):310.
- [Sciortino and De Cantis, 2022] Sciortino, C. and De Cantis, S. (2022). ¿puede la nacionalidad explicar el comportamiento económico del turista? *Journal of Tourism and Hospitality Management*, 10(1):18–23.
- [Smith, 1989] Smith, V. L. (1989). *Hosts and Guests: The Anthropology of Tourism*. University of Pennsylvania Press, Philadelphia, PA.
- [Zervas et al., 2017] Zervas, G., Proserpio, D., and Byers, J. W. (2017). The rise of the sharing economy: Estimating the impact of airbnb on the hotel industry. *Journal of Marketing Research*, 54(5):687–705.
- [Zervas et al., 2021] Zervas, G., Proserpio, D., and Byers, J. W. (2021). A first look at online reputation on airbnb, where every stay is above average. *Marketing Letters*, 32(1):1–16.