

Recepción: 19 de febrero de 2025

Aprobación: 26 de septiembre de 2025

Un estudio sobre la innovación impulsada por la inteligencia artificial en la imagen de los destinos turísticos de ocio

A Study on AI-Driven Innovation in the Image of Leisure Tourism Destinations

Um estudo sobre a inovação impulsionada pela inteligência artificial na imagem de destinos turísticos de lazer

Javier Ernesto Cortés-Suárez

Biologist from the Pontifical Javeriana University, Bogotá campus, with a Master's degree in Wildlife Conservation and Management from the International Institute for Wildlife Conservation and Management (ICOMVIS) of the National University of Costa Rica (UNA), Heredia campus. Associate Editor of the online journal Herpetology Notes and independent researcher and associate dedicated to the study of topics in zoology, ecology, ethnobiology, natural history, patterns of Distribution, conservation, and health of wildlife.
javi1885@gmail.com

Amaya Villabona

Biologist from the Nueva Granada Military University, with a Diploma in GIS applied to environmental issues IDEA - UNAL Bogotá. Candidate for Master of Science in Biology, UNAL Bogotá. Associate and independent researcher dedicated to the study of topics on ecology, conservation, arthropods, anurans, landscape ecology and GIS.
biologobogotano@gmail.com

¿Cómo citar este artículo?

Cortés-Suárez, J. E. and Amaya-Villabona, D. (2025). Un estudio sobre la innovación impulsada por la inteligencia artificial en la imagen de los destinos turísticos de ocio. *Cultura Científica*, (21), pp. 37–52.

RESUMEN

A medida que las expectativas sobre las experiencias turísticas continúan aumentando, la demanda de productos de turismo de ocio se orienta cada vez más hacia la personalización, la adaptación a medida y los servicios diferenciados. Para apoyar la innovación impulsada por la inteligencia artificial en la imagen de los destinos turísticos de ocio, este estudio extrae percepciones sobre la imagen del destino a partir de textos de reseñas en línea mediante un enfoque de modelado de temas basado en LDA. Se aplican un modelo neuronal de lenguaje CBOW mejorado y el modelo GloVe para aprender representaciones vectoriales de palabras a partir de corpus de reseñas, y posteriormente se utiliza una red neuronal profunda completamente conectada para identificar y analizar las características perceptuales clave que configuran la imagen del destino.

Se realiza un estudio de caso de las atracciones turísticas de Sanya para demostrar el método propuesto. Los resultados muestran que el vocabulario cognitivo de la imagen de las atracciones de Sanya puede agruparse en tres dimensiones principales, con contenidos perceptuales dis-

tribuidos entre atracciones turísticas (53,1 %), infraestructura y servicios turísticos (22,3 %), atmósfera del servicio turístico (5,1 %) y comportamiento de viaje de los turistas (19,5 %). Además, el vocabulario relacionado con el sentimiento se clasifica en positivo, neutral o negativo. Dentro de la categoría neutral, los términos de alta frecuencia incluyen espera (101), comprensión (185), diversión (61) y relajación (56), lo que refleja temas experienciales comunes. Finalmente, se emplea un análisis de regresión para examinar los factores que influyen en la imagen percibida del destino y en la satisfacción del turista. La tangibilidad (0,43), la fiabilidad (0,463) y la capacidad de respuesta (0,434) muestran relaciones positivas y significativas con la satisfacción turística, lo que sugiere que los esfuerzos para mejorar la imagen del destino deben priorizar avances en estas tres áreas.

Palabras clave: Imagen del destino turístico de ocio, inteligencia artificial, modelado de temas (LDA), incrustaciones de palabras (CBOW/GloVe), satisfacción del turista.

ABSTRACT

As expectations for tourism experiences continue to rise, demand for leisure travel products is increasingly shifting toward personalization, customization, and differentiated services. To support AI-driven innovation in the image of leisure tourism destinations, this study mines destination image perceptions from online review texts using an LDA-based topic modeling approach. An improved CBOW neural language model and the GloVe model are applied to learn word embeddings from review corpora, and a deep fully connected neural network is then used to identify and analyze the key perceptual features that shape destination image.

A case study of tourist attractions in Sanya is conducted to demonstrate the method. Results show that the cognitive image vocabulary of Sanya's attractions can be grouped into three major dimensions, with perception content distributed across tourism attractions (53.1%), tourism infrastructure and services (22.3%), tourism service atmosphere (5.1%), and tourists' travel behavior (19.5%). In addition, sentiment-related vocabulary is classified as positive, neutral, or negative. Within the neutral category, high-frequency terms include waiting (101), understanding (185), fun (61), and relaxation (56), reflecting common experiential themes. Finally, regression analysis is used to examine factors influencing tourists' perceived destination image and satisfaction. Tangibility (0.43), reliability (0.463), and responsiveness (0.434) demonstrate positive and significant relationships with tourist satisfaction, suggesting that destination image enhancement efforts should prioritize improvements in these three areas.

Keywords: Leisure tourism destination image, artificial intelligence, topic modeling (LDA), word embeddings (CBOW/GloVe), tourist satisfaction

RESUMO

À medida que as expectativas em relação às experiências turísticas continuam a crescer, a procura por produtos de turismo de lazer desloca-se progressivamente para a personalização, a customização e os serviços diferenciados. Para apoiar a inovação impulsionada pela inteligência artificial na imagem de destinos turísticos de lazer, este estudo extrai percepções sobre a imagem do destino a partir de textos de avaliações online utilizando uma abordagem de modelagem de tópicos baseada em LDA. Um modelo neural de linguagem CBOW aprimorado e o modelo GloVe são aplicados para aprender representações vetoriais de palavras a partir de corpora de avaliações, e uma rede neural profunda totalmente conectada é então utilizada para identificar e analisar as principais características perceptuais que moldam a imagem do destino.

Um estudo de caso das atrações turísticas de Sanya é conduzido para demonstrar o método proposto. Os resultados indicam que o vocabulário cognitivo da imagem das atrações de Sanya pode ser agrupado em três grandes dimensões, com o conteúdo perceptual distribuído entre atrações turísticas (53,1 %), infraestrutura e serviços turísticos (22,3 %), atmosfera dos serviços turísticos (5,1 %) e comportamento de viagem dos turistas (19,5 %). Além disso, o vocabulário relacionado ao sentimento é classificado como positivo, neutro ou negativo. Dentro da categoria neutra, os termos de alta frequência incluem espera (101), compreensão (185), diversão (61) e relaxamento (56), refletindo temas experienciais recorrentes. Por fim, uma análise de regressão é utilizada para examinar os fatores que influenciam a imagem percebida do destino e a satisfação dos turistas. Tangibilidade (0,43), confiabilidade (0,463) e capacidade de resposta (0,434) apresentam relações positivas e significativas com a satisfação dos turistas, sugerindo que os esforços de melhoria da imagem do destino devem priorizar avanços nessas três dimensões.

Palavras chaves: Imagem do destino de turismo de lazer, inteligência artificial, modelagem de tópicos (LDA), incorporações de palavras (CBOW/GloVe), satisfação do turista.

1. INTRODUCCIÓN

Desde la implementación de las políticas de reforma y apertura de China, la industria del turismo ha experimentado un rápido desarrollo, atrayendo la atención mundial (Ban et al., 2021). En las últimas tres décadas, estas políticas no solo han sentado una base sólida para el turismo, sino que también han mejorado significativamente la infraestructura turística, incluidos los sistemas de transporte, energía y comunicaciones. En consecuencia, las instalaciones de servicios turísticos, los sistemas de productos, las redes de destinos y el desarrollo de los recursos humanos se han consolidado progresivamente, sustentando el crecimiento del sector. Cabe destacar que el aumento previsto de los ingresos y niveles de consumo de los residentes chinos apunta a un futuro prometedor para la industria turística, lo que sugiere que mantendrá una trayectoria de crecimiento favorable (Loureiro and Nascimento, 2021; Farinha et al., 2021; San Martín et al., 2018).

Si bien la industria turística de China muestra un patrón y una tendencia de desarrollo favorables a nivel macro, su desarrollo a nivel micro no resulta tan optimista (Essien and Chukwukelu, 2022). Esto se evidencia en los desafíos que enfrentan algunas empresas turísticas, entre ellos la disminución del mercado emisor de turistas, la débil competitividad y la baja eficiencia de la inversión (Melese and Belda, 2021). Ello pone de manifiesto que, a pesar de la rápida expansión de la industria turística china, las estrategias iniciales de gestión de productos no han logrado satisfacer las crecientes demandas de los turistas por experiencias turísticas de alta calidad ni resolver los problemas estructurales arraigados en el proceso de desarrollo turístico (Ramos et al., 2021).

En la actualidad, el denominado “turismo inteligente”, también conocido como turismo inteligente, abarca la integración de tecnologías como el Internet de las Cosas, el procesamiento de información de alto rendimiento, la computación en la nube y la minería inteligente de datos dentro del sector turístico. Dicha integración facilita la combinación armoniosa de los recursos materiales (como los atractivos turísticos y los alojamientos) y los recursos de información, revolucionando así el modelo turístico tradicional. Esta nueva forma de turismo, que se apoya principalmente en las comunicaciones convergentes, se centra en las experiencias interactivas entre las empresas turísticas y los visitantes, y tiene como objetivo impulsar el crecimiento innovador de la industria turística en consonancia con los avances de la tecnología de la información (Jiao and Chen, 2019; Miftahuddin et al., 2020). La informatización del turismo, en gran medida, responde a las necesidades de consumo personalizado de los turistas, ofreciéndoles experiencias de servicio de alta calidad sin precedentes. Además, contribuye a la construcción de una imagen humanista, tecnológica e inteligente de los destinos turísticos. La construcción del turismo inteligente actúa como una es-

trategia orientadora para elevar el nivel de informatización del turismo, al tiempo que subraya la importancia fundamental de dichos esfuerzos (Li et al., 2023; Mariani and Wirtz, 2023).

Como componente central y aspecto vital de la industria turística moderna, el desarrollo de los atractivos turísticos depende en gran medida de la planificación, el desarrollo y la mejora de los productos turísticos por parte de las empresas gestoras de los destinos, junto con la búsqueda de productos de alta calidad para asegurar una mayor cuota de mercado. Asimismo, el éxito de estos atractivos depende cada vez más de prácticas de gestión científicas y eficientes, orientadas a lograr retornos favorables en el mercado (Ivanov et al., 2022). Bu, N. et al. recopilaron trabajos de investigación que profundizan en la aplicación de la tecnología de inteligencia artificial en los servicios turísticos, explorando sus avances futuros, diversas formas de aplicación y escenarios potenciales. Esta recopilación aporta nuevas perspectivas y valiosas referencias para los actores a lo largo de la cadena de valor de la industria turística (Kong et al., 2023).

Filieri, R. et al. (Filieri et al., 2021) han señalado que la industria turística puede beneficiarse de manera significativa de los esfuerzos de investigación y desarrollo dirigidos a la tecnología de inteligencia artificial. Asimismo, el análisis de la base de datos europea de startups de IA revela que estas empresas se concentran principalmente en los principales destinos turísticos de Europa, con operaciones centradas en los servicios previos y posteriores al viaje. Kirtıl, S. G. et al. (Kirtıl and Aşkun, 2021) han realizado una revisión exhaustiva de la literatura existente sobre la aplicación de la inteligencia artificial en el turismo, anticipando las diversas formas de integración de la IA en la industria turística y pronosticando posibles tendencias futuras y áreas de interés en este ámbito. Chi, O. H. et al. (Chi et al., 2022) investigaron las percepciones y actitudes de los grupos turísticos hacia la incorporación de la tecnología de IA en los servicios turísticos, descubriendo una postura matizada en la que la aplicación de la IA se considera generalmente aceptable, pero enfrenta una mayor resistencia en el contexto de los servicios hedónicos. Zhang, X. et al. (Zhang et al., 2021), utilizando encuestas por cuestionario y entrevistas, destacaron la influencia significativa de los elementos perceptivos, tanto dinámicos como estáticos, en la imagen de los atractivos turísticos.

En la era de la información, la aplicación profunda de la tecnología de la información basada en Internet está transformando la cadena de suministro turístico tradicional, lo que da lugar a cambios en su estructura organizativa. Esta evolución ha propiciado el surgimiento del turismo inteligente como una industria emergente. El turismo inteligente, impulsado por la inteligencia artificial, mejora de manera significativa la calidad de los servicios turísticos, fomenta enfoques de gestión innovadores y enriquece la experiencia turística. Permite a los turistas acceder de forma

proactiva a la información relacionada con el turismo y ajustar sus planes de viaje, facilitando así el intercambio de recursos de información turística. Como plataforma integral de servicios públicos para el turismo en áreas escénicas, el desarrollo de infraestructuras de turismo inteligente contribuye al desarrollo sostenible de los destinos turísticos de China. Ivanov, S. et al. (Ivanov and Webster, 2020) llevaron a cabo una evaluación crítica del uso de robots con inteligencia artificial en el sector de servicios turísticos, analizándolo desde tres perspectivas: la prestación de servicios turísticos, las demandas de los turistas y los atractivos turísticos. Su análisis ofrece referencias valiosas y perspectivas sobre las implicaciones económicas del turismo robótico. Ribeiro, M. A. et al. (Ribeiro et al., 2022) analizaron la motivación hedónica de los turistas, identificándola como un factor clave en la psicología positiva asociada a las experiencias de viaje. Sus resultados indicaron que el grupo objetivo y el concepto de vehículos autónomos están fundamentalmente alineados con el perfil de los viajeros contemporáneos. Giotis, G. et al. subrayaron la importancia del concepto de innovación en la industria turística, afirmando que tanto las innovaciones tecnológicas como las de gestión desempeñan un papel crucial en la mejora de la competitividad de las empresas turísticas. Asimismo, destacaron el potencial de la inteligencia artificial, la tecnología de la información y otras tecnologías relacionadas aplicadas en los servicios y operaciones turísticas para elevar de manera efectiva las experiencias y los niveles de satisfacción de los turistas (Giotis and Papadionysiou, 2022). Bose, S. et al. (Bose et al., 2022), mediante un análisis de casos, enfatizaron la importancia del posicionamiento de marca de las ciudades locales, señalando que la identidad cultural única y la propuesta de valor integradas en la imagen de marca local pueden atraer significativamente a los grupos turísticos y fomentar la inversión en turismo.

Para establecer la imagen de los destinos de turismo de ocio, este estudio conceptualiza inicialmente el marco de recopilación de datos e identifica las fuentes de datos muestrales pertinentes. Posteriormente, se propone un proceso estructurado que implica la transición de palabras individuales a temas generales, culminando finalmente en la generación de contenido textual coherente. Este proceso se lleva a cabo mediante la aplicación de técnicas de minería de temas sobre textos de reseñas de destinos de turismo de ocio, utilizando un modelo LDA basado en principios de modelado bayesiano. Además, se emplean un modelo mejorado de lenguaje de redes neuronales, específicamente CBOW, junto con el modelo GloVe, para entrenar vectores de palabras de seis dimensiones derivados de reseñas textuales de destinos de viajes de ocio. Estos vectores de palabras entrenados, con distintas dimensionalidades, sirven como entrada fundamental para los posteriores procesos de modelado. Finalmente, se utiliza un modelo de red neuronal profunda totalmente conectada para profundizar en el análisis de los fundamentos emocionales de la imagen de los destinos turísticos.

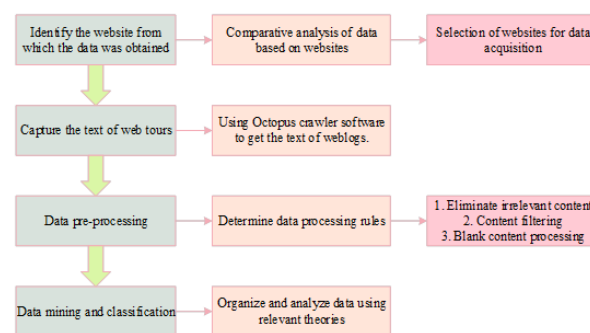


Figura 1. Proceso de adquisición de datos

2. MÉTODO DE CONSTRUCCIÓN DE LA IMAGEN DE DESTINOS DE TURISMO DE OCIO

2.1. RECOPIACIÓN DE DATOS Y DISEÑO DEL ESTUDIO

2.1.1 Ideas para la recopilación de datos

De acuerdo con el contexto del tema seleccionado y el contenido del estudio, se recopilan los datos necesarios para la investigación desarrollada en este artículo, y la idea de la recopilación de datos se muestra en la Figura 1 a continuación:

2.1.2 Identificación de las fuentes de la muestra

Un diario de viaje en línea es un relato textual en el que los viajeros documentan sus experiencias, incluidos los paisajes, contenidos, itinerarios y vivencias, influenciados por sus perspectivas individuales, antecedentes culturales y respuestas emocionales al viaje. Las principales plataformas para la difusión de estos diarios incluyen sitios web de viajes en línea, foros y diversos portales centrados en contenido generado por usuarios (UGC). En el contexto de la proliferación del turismo en línea impulsada por Internet, estos sitios web han acumulado una base sustancial de usuarios y tráfico, lo que no solo facilita el contacto dirigido con agencias de viajes en línea (OTA) u otros proveedores de servicios turísticos en el backend, sino que también ayuda a los consumidores turísticos en el frontend a tomar decisiones informadas. En consecuencia, en este estudio, la exploración de la percepción de la imagen de los destinos turísticos requiere la selección de sitios web con una influencia nacional significativa, una base sólida de usuarios y abundantes datos UGC como fuentes principales de los datos muestrales. Tras una cuidadosa consideración de los principales sitios web y su alineación con los objetivos de investigación de este artículo, Ctrip.com y MaHoneycomb fueron identificados como las fuentes definitivas de los datos de muestra utilizados en esta investigación.

2.2. MINERÍA DE TEMAS DE DATOS TEXTUALES TURÍSTICOS

2.2.1 Modelado temático LDA

La técnica tradicional y ampliamente utilizada de análisis de textos, como se discutió en la sección anterior, consiste en el enfoque preliminar del conteo de frecuencias de palabras. Este método proporciona información sobre la importancia de una palabra evaluando su frecuencia de aparición en todo el documento. No obstante, una limitación notable radica en que este método estadístico se basa únicamente en los conteos de frecuencia, ignorando una gran cantidad de información contextual. Para subsanar esta deficiencia, el modelado temático surge como una solución viable, capaz de capturar y modelar los temas latentes incrustados en el texto.

En este artículo, la minería de temas de los textos de reseñas de destinos de turismo de ocio utiliza el modelo LDA (Latent Dirichlet Allocation), que asume un proceso desde las palabras hasta los temas y, posteriormente, hasta la generación del texto.

Por lo tanto, al redactar un texto relacionado con atractivos turísticos, es necesario seleccionar inicialmente y de forma aleatoria un tema determinado, que puede incluir aspectos como “comida” o “belleza”, donde la probabilidad de que “belleza” sea seleccionada aleatoriamente puede ser mayor que la de “comida”. Tras esta selección, se muestrean aleatoriamente palabras pertinentes al tema elegido de “belleza”, y este proceso de selección de temas y palabras se repite iterativamente para producir un texto de reseña centrado en el atractivo turístico. La Ec. (1) describe la probabilidad de generar una palabra específica en el contexto del documento.

$$p(\text{Word} | \text{Documentation}) = \sum_{\text{Subject}} p(\text{Word} | \text{Documentation}). \quad (1)$$

a) Descripción del proceso LDA: Supóngase que existe un total de M artículos, relacionados con un total de K temas. Cada artículo posee su propia distribución temática, que es una distribución multinomial con parámetros de una distribución de Dirichlet, cuyo parámetro es α . Cada tema tiene su propia distribución de palabras, que también es una distribución multinomial con parámetros de Dirichlet, cuyo parámetro es η . Para la n -ésima palabra de un artículo, primero se selecciona aleatoriamente un tema a partir de la distribución temática del artículo y, a continuación, se selecciona aleatoriamente una palabra dentro de ese tema. Este proceso se repite hasta completar los M artículos.

b) Explicación teórica del LDA: El LDA se basa en el modelo bayesiano, el cual depende de la distribu-

ción a priori, la distribución a posteriori y los datos. La distribución a priori y los datos (verosimilitud) correspondientes a la distribución binomial, tras la obtención de la distribución a posteriori, pueden utilizarse nuevamente como distribución a priori; a este tipo de distribución se le denomina distribución conjugada. La distribución multinomial y la distribución de Dirichlet también satisfacen esta relación de conjugación, obteniéndose:

$$\begin{aligned} \text{Dirichlet}(\vec{p} | \vec{\alpha}) + \text{MultiCount}(\vec{m}) \\ = \text{Dirichlet}(\vec{p} | \vec{\alpha} + \vec{m}). \end{aligned} \quad (2)$$

El LDA se formula considerando que existen actualmente M documentos, con un total de N_d palabras en el d -ésimo documento. El objetivo es encontrar la distribución temática de cada documento y la distribución tema-palabra correspondiente. En primer lugar, es necesario asumir un número de temas K , de modo que todas las distribuciones se obtengan en función de estos K temas.

El modelo asume que la distribución a priori de los temas de los documentos es una distribución de Dirichlet, es decir, para cualquier documento d la distribución temática θ_d es:

$$\theta_d = \text{Dirichlet}(\vec{\alpha}), \quad (3)$$

donde α es un hiperparámetro. La distribución a priori tema-palabra también se asume como una distribución de Dirichlet; es decir, para el tema k , la distribución de palabras β_k es:

$$\beta_k = \text{Dirichlet}(\vec{\eta}), \quad (4)$$

donde η es un hiperparámetro. Para la n -ésima palabra de cualquier documento d en el texto, la distribución de su número de tema z_{d_n} se obtiene a partir de la distribución temática θ_d como:

$$z_{d_n} = \text{multi}(\theta_d). \quad (5)$$

Para dicho número de tema, la distribución de probabilidad de la palabra w_{d_n} es:

$$w_{d_n} = \text{multi}(\beta_{z_{d_n}}). \quad (6)$$

Suponiendo que el número de palabras del k -ésimo tema en el d -ésimo documento es $n_d^{(k)}$, la distribución multinomial es:

$$\vec{n}_d = (n_d^{(1)}, n_d^{(2)}, \dots, n_d^{(K)}). \quad (7)$$

La distribución a posteriori de θ_d se obtiene mediante la conjugación Dirichlet-Multinomial como:

$$\text{Dirichlet}(\theta_d | \vec{\alpha} + \vec{n}_d). \quad (8)$$

De manera similar, para la distribución de temas y palabras, existe una distribución de Dirichlet de K temas y palabras, y los datos correspondientes siguen una distribución multinomial de K números de temas, de modo que $(\eta \rightarrow \beta_k \rightarrow \vec{w}_k)$ forma una cópula Dirichlet–Multinomial.

Supóngase que en el k -ésimo tema, el número de la v -ésima palabra es $n_k^{(v)}$, la distribución multinomial es:

$$\vec{n}_k = \left(n_k^{(1)}, n_k^{(2)}, \dots, n_k^{(V)} \right). \quad (9)$$

La distribución a posteriori de β_k se obtiene mediante la conjugación Dirichlet–Multinomial como:

$$\text{Dirichlet}(\beta_k | \vec{\eta} + \vec{n}_k). \quad (10)$$

2.2.2 Vectores de características de palabras para reseñas de viajes

Este trabajo emplea principalmente un modelo mejorado de lenguaje de redes neuronales, específicamente el modelo Continuous Bag-of-Words (CBOW), en combinación con el modelo Global Word Vectors (GloVe). Cabe destacar que otro modelo estrechamente relacionado es Skip-Gram, el cual presenta similitudes evidentes con CBOW, pero difiere fundamentalmente en su enfoque: CBOW utiliza el contexto de una palabra conocida para predecir la palabra objetivo, mientras que Skip-Gram invierte este proceso, utilizando una palabra conocida para predecir sus palabras contextuales. En contraste con estos dos modelos de lenguaje, GloVe representa un tipo distinto de modelo de vectores de palabras globales que trasciende sus metodologías. Este modelo aprovecha la información global para entrenar vectores de palabras y se inscribe dentro del marco de las representaciones distribucionales basadas en matrices, ofreciendo así una perspectiva única sobre la semántica de las palabras.

- a) Modelo CBOW: El modelo CBOW está compuesto principalmente por una capa de entrada, una capa de proyección y una capa de salida. Como se muestra anteriormente, $w(t-2), w(t-1), w(t+1)$ y $w(t+2)$ constituyen el contexto de la palabra $w(t)$. El objetivo del modelo es maximizar la log-verosimilitud, cuya función objetivo se expresa como:

$$L = \sum_{w \in C} \log p(w | \text{Context}(w)). \quad (11)$$

- b) Modelado Skip-Gram: Como se mencionó previamente, la idea principal de Skip-Gram consiste en proyectar la probabilidad del contexto de una palabra a partir de la palabra actual conocida. La estructura del modelo Skip-Gram es básicamente la misma que la del modelo CBOW, ya que también consta de una red de tres capas que combina la capa de entrada, la capa de proyección y la capa de salida.

- c) Modelo GloVe: El modelo GloVe es un modelo no supervisado, y el entrenamiento de los vectores de palabras se basa en la descomposición de matrices. La idea central de GloVe es la matriz de coocurrencia de palabras, la cual utiliza el contexto de una palabra del vocabulario como ventana de exploración, recorre todo el vocabulario y calcula el número de veces que las palabras presentes en el contexto coocurren, con el fin de construir dicha matriz de coocurrencia. En concreto, la probabilidad de que la palabra w_j aparezca en el contexto de la palabra w_i se define como:

$$p_{ij} = p(w_j | w_i) = \frac{x_{ij}}{x_i}, \quad (12)$$

donde x_i representa la suma total de todas las ocurrencias de las palabras en el contexto de la palabra w_i . Esta probabilidad puede utilizarse para reflejar el grado de correlación entre dos palabras determinadas. Si se desea calcular el grado de correlación entre la palabra w_k y las palabras w_i y w_j , basta con calcular p_{ik}/p_{jk} . Si este valor es mayor que 1, indica que el grado de correlación entre w_k y w_i es mayor, y viceversa. La función objetivo que se optimiza en el modelo GloVe es:

$$J = \sum_{i,j}^N f(X_{i,j}) (v_i^T v_j + b_i + b_j - \log(X_{i,j}))^2, \quad (13)$$

donde $f(x)$ es una función de ponderación caracterizada por propiedades no decrecientes y suele adoptar la forma:

$$f(x) = \begin{cases} (x/x_{\max})^\alpha, & x < x_{\max} \\ 1, & \text{otro} \end{cases}, \quad (14)$$

donde α generalmente toma el valor de $3/4$, y el tamaño de x_{\max} se establece de acuerdo con el tamaño del corpus real.

- d) Vectorización de palabras: Una vez alcanzada una comprensión básica de los principios que rigen los vectores de palabras, el siguiente paso consiste en utilizar distintos modelos para entrenar diversos vectores de palabras. Como se explicó anteriormente, este estudio se centra principalmente en el entrenamiento de dos categorías principales de vectores de palabras: CBOW y GloVe. Cabe señalar que las distintas categorías de vectores de palabras requieren la especificación de diferentes dimensiones. En consecuencia, este trabajo establece de manera uniforme el entrenamiento de vectores de palabras para reseñas textuales de destinos de turismo y ocio en un intervalo de 50 a 300 dimensiones. Para el entrenamiento de los vectores de palabras CBOW se utiliza la conocida y ampliamente adoptada herramienta *word2vec*. En la actualidad, el modelo GloVe no dispone de una herramienta tan actualizada como *word2vec*, por lo que numerosos investigadores suelen utilizar el código

fente del modelo, disponible en el sitio web oficial de la Universidad de Stanford. Dicho código comparte algunos parámetros comparables a los empleados en *word2vec*, lo que permite entrenar distintos vectores de palabras mediante el ajuste de estos parámetros. Los vectores de palabras entrenados anteriormente, que varían tanto en categoría como en dimensión, sirven como entrada fundamental para el entrenamiento posterior del modelo de clasificación. Una vez finalizado el entrenamiento de la matriz de vectores de palabras, cada término genera una lista correspondiente de palabras semánticamente similares. Por ejemplo, la Tabla 1 muestra las 10 palabras más similares asociadas con el término “fun”. Cabe destacar que las tres palabras más similares a “fun” son “stimulate” (con una similitud de 0.75668), “fun” (0.75454) y “cool” (0.70624), lo que sugiere un rendimiento satisfactorio del proceso de entrenamiento de vectores de palabras. Estas palabras similares reflejan eficazmente el sentimiento expresado por la palabra objetivo, lo que subraya la capacidad del modelo para capturar relaciones semánticas matizadas.

Palabra similar	Similitud
Stimulate	0.75668
Fun	0.75454
Cool	0.70624
Overaddiction	0.68985
Joyfulness	0.66382
Amusing	0.65933
Good deal	0.65721
Yummy	0.62786
Interesting	0.61989
Look good	0.61563

Tabla 1: Las 10 palabras más similares a “fun”

2.3. MODELO DE CLASIFICACIÓN DE EMOCIONES PERCIBIDAS POR LOS TURISTAS

La estructura del modelo de red neuronal profunda totalmente conectada (DNN) se muestra en la Figura 2, la cual ilustra una red neuronal que contiene cinco capas ocultas, cada una con 3–4 unidades ocultas. En términos generales, una red neuronal totalmente conectada que contiene cuatro o más capas ocultas puede considerarse una red neuronal profunda. Esto se debe a que la distinción entre redes profundas y superficiales no es absoluta dentro del concepto de aprendizaje profundo: una red neuronal de nueve capas es profunda en comparación con una de seis capas, y una de seis capas es profunda en comparación con una de tres capas. Por lo tanto, siempre que la red neuronal no se limite a dos o tres capas ocultas simples, puede denominarse red neuronal profunda.

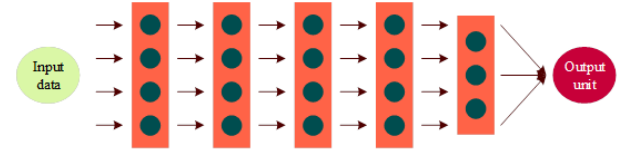


Figura 2. Modelo completo de la red neuronal

La determinación del número de capas de la red neuronal, las unidades ocultas en cada capa, la eficiencia de aprendizaje de la optimización por gradiente y otros parámetros influyen de manera significativa en la eficiencia y el rendimiento finales del entrenamiento del modelo. Sin embargo, estos parámetros, conocidos como hiperparámetros, no pueden optimizarse automáticamente durante el proceso de entrenamiento del modelo. Para distinguirlos de los parámetros ordinarios, los investigadores han adoptado este término. Los hiperparámetros de un modelo de Red Neuronal Profunda (DNN) incluyen no solo las propiedades de la función de activación y el tamaño del minibatch, sino también los factores mencionados anteriormente. La formulación de la propagación hacia adelante implementada en el modelo se describe a continuación:

$$A^n = W^n * Z^{n-1} + B^n, \quad Z^n = g^n(A^n). \quad (15)$$

La función de pérdida y la formulación de la retropropagación utilizadas en la implementación del modelo se muestran a continuación, donde la función de pérdida es una entropía cruzada multicategoría y la fórmula de retropropagación calcula los valores corregidos de los parámetros W y B en cada iteración:

$$\mathcal{L}(y, y) = -(y_1 \log(y_1) + y_2 \log(y_2) + (1 - y_1 - y_2) \log(1 - y_1 - y_2)). \quad (16)$$

dZ^N varía en función de la función de pérdida y no es fijo; por ejemplo, la expresión es igual a $(Z - Y)$ cuando la función de pérdida es una entropía cruzada binaria:

$$dA^n = dZ^n * g'^n(A^n), \quad (17)$$

$$dW^n = \frac{1}{L_n} dA^n * Z^{n-1T}, \quad (18)$$

$$dB^n = \frac{1}{L_n} np \cdot \text{sum}(dA^n, \text{axis} = 1), \quad (19)$$

$$dZ^{n-1} = W^{nT} * dA^n. \quad (20)$$

La Tabla 2 muestra la descripción de los símbolos utilizados en las fórmulas.

A medida que continúan los avances en inteligencia artificial y aprendizaje profundo, los investigadores han observado que ciertas funciones solo pueden aprenderse de manera eficiente mediante redes neuronales extremadamente

profundas, mientras que los modelos más superficiales resultan insuficientes. Al trabajar con grandes volúmenes de datos, la razón para abandonar el enfoque simplista de emplear redes neuronales poco profundas con pocas capas radica en que, a medida que aumenta el número de capas, el número requerido de unidades neuronales disminuye geométricamente. Esto implica que las redes neuronales profundas ahorran de forma significativa potencia computacional al procesar grandes conjuntos de datos. En consecuencia, en redes neuronales no prima tanto el tamaño, sino la profundidad.

Símbolo	Significado
n	La red neuronal de la capa n
L_n	El número de neuronas en la capa n
$g^n()$	La función de activación de la red neuronal en la capa n
W^n	Expresión matricial de los coeficientes w ; su dimensión es $L_n \times L_{n-1}$
B^n	Expresión matricial de los coeficientes b ; su dimensión es L_n
A^n	Salida lineal de la capa n antes de la activación; dimensión L_n
Z^n	Salida no lineal de la capa n ; dimensión L_n ; Z^0 es la entrada
y	Clasificación real
\hat{y}	Probabilidad de clasificación predicha por el modelo
N	Número total de capas de la red neuronal
<code>np.sum</code>	Comando de Python para sumar todas las dimensiones de un vector

Tabla 2: Especificación de símbolos

3. ANÁLISIS DE IMAGEN DE DESTINOS DE TURISMO DE OCIO BASADO EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL

3.1. ESTUDIO DE CASO SOBRE LA IMAGEN DE UN DESTINO DE TURISMO DE OCIO

Actualmente se acepta ampliamente que la imagen de un destino turístico comprende tanto su “imagen percibida” como su “imagen proyectada”. En consonancia con este concepto, este artículo parte de la perspectiva de los turistas y, aprovechando su retroalimentación experiencial, profundiza en el análisis de las características percibidas del destino turístico de Sanya. En concreto, examinamos las percepciones formadas por los turistas a partir de sus experiencias, contribuyendo así a una comprensión integral de la imagen del destino.

3.1.1 Análisis de las percepciones sobre los atractivos turísticos

Los atractivos turísticos actuales de Sanya incluyen principalmente tres categorías: paisajes naturales, recursos culturales y gastronomía típica. Las estadísticas del vocabulario de la imagen cognitiva de los atractivos turísticos de Sanya se muestran en la Tabla 3.

En primer lugar, los recursos naturales. El paisaje natural presenta la mayor frecuencia de palabras (la frecuencia es 13555). Sanya (6486), Bahía de Yalong (4049), Bahía de Sanya (875), Dadonghai (812), centro de la ciudad (465), Atlantis (368), islas (253) y parques forestales (242) son vocablos de alta frecuencia dentro de la categoría secundaria de “paisaje natural”.

En segundo lugar, los recursos culturales. Los recursos culturales de Sanya y el folclore local único, así como la cultura religiosa, son inseparables. Ya en las dinastías Han y Tang, el budismo era predominante en Sanya, y el Templo Nanshan, el Templo Yongqing, el Templo Jinshan y el Templo Chaoyin se establecieron en dichas dinastías. Por lo tanto, las palabras de alta frecuencia pertenecientes a la categoría secundaria de “recursos culturales” son Templo Nanshan (1315), Guanyin (1543), budismo (269) y la etnia Li (1521).

En tercer lugar, la gastronomía típica. Entre las palabras de alta frecuencia en la categoría de “especialidades”, el pollo Wenchang (1443), el cangrejo Hele (1126) y la cabra de Dongshan (612) aparecen con bastante frecuencia, lo que muestra que los turistas ya han vinculado estrechamente los tipos de comida anteriores con el turismo de Sanya. Sin embargo, otras cocinas locales de Sanya no aparecen en la lista de palabras de alta frecuencia, lo que indica que los turistas no han explorado plenamente los atributos y valores de las especialidades locales de Sanya, y que otras cocinas son menos conocidas.

De acuerdo con el análisis de la imagen percibida del destino turístico de Sanya, el “centro de servicios turísticos” y los “baños” no han dejado una impresión significativa en los turistas, lo que indica que estos poseen una percepción limitada de la infraestructura urbana de Sanya. Los turistas se centran principalmente en la apreciación visual y la satisfacción durante las actividades turísticas, y carecen de experiencias turísticas inmersivas. Esto está estrechamente relacionado con la construcción de la infraestructura urbana, la cual se ve influenciada por las ideas y enfoques de la planificación integral de la ciudad. En la planificación turística de la ciudad de Sanya, se deben reducir los límites entre las áreas de atracción turística y las zonas de trabajo y residencia, considerando simultáneamente la construcción de la infraestructura urbana, la base para el desarrollo de la industria turística y el impulso que dicha industria puede aportar al desarrollo urbano.

Clase primaria (frecuencia/porcentaje)	Clase secundaria (frecuencia)	Vocabulario de alta frecuencia
Atractivos turísticos (26652/53.1%)	Paisaje natural (13555)	Sanya (6486), Bahía de Yalong (4049), Bahía de Sanya (875), Dadonghai (812), Centro de la ciudad (465), Atlantis (368), Islas (253), Parque forestal (242)
	Recursos culturales (9995)	Templo Nanshan (1315), Guanyin (1543), Budismo (269), Etnia Li (1521)
	Gastronomía típica (3102)	Pollo Wenchang (1443), Cangrejo Hele (1126), Caba de Dongshan (612)
Infraestructura y servicios turísticos (11184/22.3%)	Servicios de transporte (2896)	Autobús (3073), Conducción (1723), Metro (76)
	Servicios de alojamiento (576)	Atlantis (362)
	Servicios de agencias de viaje (635)	Adaptador (256)
	Servicios de infraestructura turística (7077)	Lugar escénico (4923), Puente (1885), Tobogán de alta montaña (1375)
Entorno del servicio turístico (2545/5.1%)	Entorno de servicio (2545)	Edificio (1863), Servicio (1335), Cupones (758)
Comportamiento del turista (9801/19.5%)	Consumo turístico (6356)	Entradas (1725), Llegar (1346), Paseo (1235), <i>net red</i> (856), Padre-hijo (345), Proyecto de visita (856)
	Conciencia de viaje (3445)	Consumo de tiempo (1122), Decisión (1123), Posición (1298)

Tabla 3: Estadísticas del vocabulario de imagen cognitiva del área turística de Sanya

3.1.2 Análisis de la imagen emocional de los destinos turísticos

La percepción que tienen los turistas sobre la imagen de los destinos turísticos ejerce un impacto profundo en su experiencia perceptiva global durante el viaje, siendo la imagen emocional una categoría clave de los factores influyentes. Esta subsección se centra en esclarecer la imagen emocional actual de los turistas que visitan el destino turístico de la ciudad de Sanya mediante la selección de palabras con connotaciones emocionales. Este enfoque pretende reflejar de manera auténtica los sentimientos de los turistas respecto a sus experiencias en la ciudad de Sanya. A través del análisis de textos en red, se identificaron palabras emocionales directamente relacionadas con los atractivos turísticos, la infraestructura turística, el entorno turístico y el entorno natural de la ciudad de Sanya. Posteriormente, la Tabla 4 presenta las estadísticas de frecuencia de palabras correspondientes a la imagen emocional del destino turístico de Sanya.

El vocabulario emocional utilizado por los turistas en la percepción de la imagen del destino turístico de Sanya abarca un amplio espectro de términos y presenta una diversidad de características de frecuencia. Para mejorar la fiabilidad del estudio, este trabajo clasifica principalmente el vocabulario emocional asociado a la percepción de la imagen del destino turístico de Sanya en tres categorías: positivo, neutral y negativo. Cabe destacar que predominan las palabras de emoción positiva, entre las que destacan *bellicose*, *smooth*, *pretty*, *magnificent*, *beautiful*, *showy*, *shocking*, *“great praise”* y *marvelous*, ocupando las ocho primeras posiciones. Estas palabras reflejan de manera fiel los sentimientos predominantes de los turistas hacia sus experiencias en el destino turístico de la ciudad de Sanya. En particular, *“well-known”* y *“bellicose”* aparecen con frecuencia en los diarios de los turistas en los principales sitios web turísticos, mientras que *“smooth”*, *“bright”* y *“magnificent”* se utilizan principalmente para describir las tranquilas playas y las famosas montañas y ríos visitados en Sanya.

Los turistas emplean términos como *“praised”* y *“marveled”* para expresar sus experiencias percibidas tras visitar los atractivos de entretenimiento de Sanya. Al mismo tiempo, la presencia de palabras de emoción negativa es notable, incluyendo *“tired”*, *“sigh”*, *“disappointed”*, *“not recommended”*, *“depressed”*, *“reluctant”*, *“cheated”*, *“scared”*,

“shocked” y *“unworthy”*. En particular, *“tired”* (con una frecuencia de 34) emerge como la palabra más utilizada, lo cual puede atribuirse a las relativamente largas distancias lineales entre los atractivos turísticos de Sanya, que requieren un considerable esfuerzo físico, especialmente al recorrer montañas famosas, áreas oceánicas y otros atractivos temáticos bajo altas temperaturas. Además, los turistas expresan insatisfacción con sus experiencias de compra en los atractivos turísticos de Sanya mediante palabras como *“disappointed”*, *“not recommended”*, *“cheated”*, *“scared”*, *“shocked”* y *“not worth it”*, principalmente debido a las elevadas tarifas de entrada y a los costos de consumo asociados. En cuanto a las palabras neutras, se observan altas frecuencias en términos como *“waiting”* (101), *“understanding”* (185), *“fun”* (61) y *“relaxation”* (56), lo que indica que una proporción significativa de turistas se ve influenciada por blogs de viaje y recomendaciones de familiares y amigos, lo que los lleva a priorizar Sanya como su destino preferido.

De acuerdo con el análisis de la imagen emocional, se observa una carencia de participación, interactividad y proyectos turísticos experienciales en la ciudad de Sanya. Debido a la falta de proyectos que permitan a los turistas una implicación profunda, estos no logran obtener experiencias turísticas novedosas. En este sentido, Sanya debería construir un sistema de viajes interactivos y profundizar en la riqueza cultural que porta la ciudad.

3.2. ANÁLISIS DE REGRESIÓN DEL EFECTO PERCIBIDO DE LA IMAGEN DEL DESTINO TURÍSTICO

Tras completar la exploración de la imagen de un destino de turismo de ocio, este estudio profundiza en los factores influyentes que configuran los efectos percibidos por los turistas sobre dicha imagen, utilizando el análisis de regresión como herramienta principal. En este marco, la satisfacción del turista se emplea como métrica para evaluar el impacto percibido de la imagen del destino turístico. Dado que los turistas evalúan tanto la calidad del servicio como su satisfacción con los destinos de turismo de ocio, este estudio se dirige específicamente a turistas de distintos grupos etarios para garantizar la veracidad de los datos del cuestionario. Considerando el período de junio a octubre como la temporada alta del turismo de ocio en la

Vocabulario	Frecuencia	Vocabulario	Frecuencia	Vocabulario	Frecuencia
Well-known	656	Understanding	185	Wise	73
Love	117	Reasonable	96	Excited	44
Tired	34	Correct	76	Comfort	56
Convenience	243	Unique	95	Famous	91
Free	81	Amazing	69	Firm	41
Immerse	128	Sighing	82	No recommendation	23
Better	61	Cherish	82	Strange	17
Beautiful	152	Overvalue	74	Expectation	16
Worth	142	Disappointment	72	Depression	14
Transparent	142	Clean	71	Busy	7
Beauty	179	Refreshing	62	Reluctance	7
Reluctance	126	Interesting	61	Just gasp	1
Shock	132	Pleasure	61	Cheat	6
Common love	109	Cozy	61	Scary	5
Great thumb	103	Comfort	62	Shock	2
Wait for	101	Relax	56	Not worth	3

Tabla 4: Estadísticas de frecuencia de palabras de la imagen emocional del destino turístico de Sanya

ciudad D, la investigación se llevó a cabo en este destino en julio de 2023. La encuesta se administró de manera sistemática a los turistas al finalizar sus recorridos en el centro de distribución turística. Se distribuyeron un total de 500 cuestionarios y, tras la recuperación de las respuestas, se obtuvieron finalmente 494 cuestionarios. Después de excluir datos incompletos, cuestionarios contradictorios y otras respuestas inválidas, se conservaron 465 cuestionarios válidos, lo que representa una tasa de validez del 94.1%. La subsección siguiente analiza la correlación entre la calidad del servicio turístico y la satisfacción de los turistas, utilizando el análisis de regresión como método analítico principal. En concreto, la satisfacción del turista se establece como variable dependiente, mientras que la calidad del servicio esperada, la calidad del servicio percibida y la calidad del servicio se consideran individualmente como variables independientes. El análisis de regresión se realizó utilizando el software SPSS 21.

3.2.1 Análisis de correlación entre la calidad esperada del servicio y la satisfacción de los turistas

La relación entre la calidad esperada del servicio turístico y la satisfacción de los turistas se analizó mediante un análisis de regresión utilizando el software SPSS. Los resultados de este análisis de regresión se presentan en la Tabla 5.

$R^2 = 0.702$, $F = 171.268$, $p = 0.000$, lo que resulta significativo a un nivel de $p < 0.001$, y el R^2 ajustado es 0.698. El modelo presenta un buen ajuste y puede explicar aproximadamente el 69.8% de las variaciones de los datos, lo que indica que la regresión de las distintas dimensiones de la calidad esperada del servicio turístico sobre la satisfacción de los turistas ofrece una explicación sólida. Los valores p de las diversas variables independientes son inferiores a 0.001 y los coeficientes correspondientes son -0.25 , -0.12 , -0.179 , -0.354 y 0.641 .

El análisis revela una correlación negativa entre la satisfacción de los turistas y cinco dimensiones de las expectativas de calidad del servicio turístico, a saber, tangibilidad, fiabilidad, capacidad de respuesta, seguridad y, en contraste con las demás dimensiones, empatía, que muestra una relación positiva. Este hallazgo concuerda con la idea de que, a medida que aumentan las expectativas, también se incrementa la probabilidad de insatisfacción debido al mayor impacto psicológico de las expectativas no cumplidas, lo que se traduce en un menor nivel de satisfacción.

Variable independiente	Coeficiente no normalizado		Factor de normalización	t
	B	Error estándar	Beta	
Constante	0.704	0.17	–	4.004
Tangibilidad	-0.25	0.06	-0.213	-4.548
Fiabilidad	-0.12	0.049	-0.121	-2.549
Capacidad de respuesta	-0.179	0.067	-0.136	-2.572
Seguridad	-0.354	0.05	-0.285	-5.869
Empatía	0.641	0.027	0.761	24.805
Variable independiente	P	R^2	R^2 ajustado	F
Constante	0.001**	0.702	0.698	171.268, $p = 0.000$
Tangibilidad	0.019**			
Fiabilidad	0.002*			
Capacidad de respuesta	0.02*			
Seguridad	0.002**			
Empatía	0.004**			

Tabla 5: Análisis de regresión de la calidad del turismo y la satisfacción de los turistas (Variable dependiente: satisfacción del turista; datos procesados con SPSS 21, $*p < 0.05$, $**p < 0.01$)

3.2.2 Análisis de correlación entre la calidad percibida del servicio y la satisfacción de los turistas

La relación entre la calidad percibida del servicio turístico y la satisfacción de los turistas se analizó mediante un análisis de regresión utilizando el software SPSS. Los resultados de este análisis se presentan en la Tabla 6.

Los resultados indican que $F = 534.103$ y $p = 0.000$, lo cual es significativo al nivel de 0.01. El valor de $R^2 = 0.862$ muestra un buen ajuste del modelo, mientras que el R^2 ajustado es 0.86, lo que indica que el 86% de las mues-

tras puede ser explicado por el modelo. Los coeficientes de las dimensiones de la calidad percibida del servicio son los siguientes: el coeficiente de regresión de la tangibilidad es 0.249 ($p < 0.01$), mostrando una correlación positiva y significativa con la satisfacción del turista; el coeficiente de fiabilidad es 0.232 ($p < 0.01$), indicando también una relación positiva significativa; el coeficiente de capacidad de respuesta es 0.277 ($p < 0.01$), lo que evidencia una asociación positiva significativa con la satisfacción del turista. El coeficiente de seguridad es 0.001, con un valor $p > 0.05$, lo que indica que no es significativo. El coeficiente de empatía es -0.111 ($p < 0.01$), lo que refleja una correlación negativa significativa con la satisfacción del turista.

En conjunto, la satisfacción del turista se relaciona positivamente con la tangibilidad, la fiabilidad y la capacidad de respuesta de la calidad percibida del servicio, y negativamente con la empatía.

Variable independiente	Coeficiente no normalizado		Factor de normalización	t
	B	Error estándar		
Constante	-1.309	0.095	Beta	-13.736
Tangibilidad	0.249	0.012		15.195
Fiabilidad	0.232	0.023		13.762
Capacidad de respuesta	0.277	0.032		10.432
Seguridad	0.001	0.037		0.554
Empatía	-0.111	0.015		-6.869
Variable independiente	P	R^2	R^2 ajustado	F
Constante	0.001**	0.862	0.86	534.103, $p = 0.000$
Tangibilidad	0.007**			
Fiabilidad	0.027**			
Capacidad de respuesta	0.01**			
Seguridad	0.576			
Empatía	0.001**			

Tabla 6: Análisis de regresión entre la calidad percibida del servicio turístico y la satisfacción del turista (Variable dependiente: satisfacción del turista; datos procesados con SPSS 21, $*p < 0.05$, $**p < 0.01$)

3.2.3 Análisis de regresión de la calidad del servicio turístico y la satisfacción del turista

Para investigar la relación entre el impacto de la calidad del servicio —definida como la diferencia entre la calidad percibida y la calidad esperada del servicio— y la satisfacción del turista, se empleó el software SPSS para realizar un análisis de regresión. Los resultados de este análisis, que examinan la influencia de la calidad del servicio turístico en la satisfacción del turista, se presentan en la Tabla 7.

Los resultados muestran que $R^2 = 0.961$ y el R^2 ajustado es 0.958, lo que indica que el 95.8% de la muestra puede ser explicado por el modelo. El coeficiente de regresión de la tangibilidad es 0.43 ($p = 0.000 < 0.01$), lo que demuestra que la tangibilidad tiene un efecto positivo significativo sobre la satisfacción. Los coeficientes de regresión de la tangibilidad, la fiabilidad y la capacidad de respuesta son 0.43, 0.463 y 0.434, respectivamente, todos con valores p significativos, lo que indica que la satisfacción del turista está positiva y significativamente correlacionada con estas dimensiones de la calidad del servicio, mientras que la correlación con la seguridad y la empatía es débil o no significativa.

El análisis indica que la tangibilidad, la fiabilidad y la capacidad de respuesta de la calidad del servicio turístico influyen positivamente en la satisfacción del turista, mientras que la relación entre las dimensiones de seguridad y empatía y la satisfacción del turista no resulta estadísticamente significativa. En consecuencia, para mejorar la calidad general de los servicios turísticos, los esfuerzos deben centrarse principalmente en reforzar la tangibilidad, la fiabilidad y la capacidad de respuesta mediante la adopción de medidas eficientes y prácticas.

Variable independiente	Coeficiente no normalizado		Factor de normalización	t
	B	Error estándar		
Constante	-4.892	0.048	Beta	-84.338
Tangibilidad	0.43	0.011		26.981
Fiabilidad	0.463	0.017		17.461
Capacidad de respuesta	0.434	0.02		16.191
Seguridad	-0.011	0.005		-1.67
Empatía	0.019	0.029		1.452
Variable independiente	P	R^2	R^2 ajustado	F
Constante	0.002**	0.961	0.958	21.426, $p = 0.000$
Tangibilidad	0.024**			
Fiabilidad	0.007**			
Capacidad de respuesta	0.007**			
Seguridad	0.106			
Empatía	0.154			

Tabla 7: Análisis de regresión entre la calidad sensorial del servicio y la satisfacción del turista (Variable dependiente: satisfacción del turista; datos procesados con SPSS 21, $*p < 0.05$, $**p < 0.01$)

4. CONCLUSIÓN

Este artículo examina la innovación impulsada por la inteligencia artificial en la imagen de los destinos de turismo de ocio, tomando como caso de estudio el destino turístico de Sanya. Tras la minería de la imagen del destino de turismo de ocio, se emplea un análisis de regresión para profundizar en los factores que influyen en los efectos percibidos por los turistas respecto a la imagen del destino.

1. El vocabulario de la imagen cognitiva de los atractivos turísticos de Sanya comprende tres categorías principales, siendo los atractivos turísticos el 53.1% del total. Estos se subdividen en paisajes naturales, recursos culturales y gastronomía típica. El vocabulario emocional en la imagen percibida del destino turístico de Sanya se clasifica en sentimientos positivos, neutrales y negativos. En particular, el vocabulario neutral de alta frecuencia incluye términos como “waiting” (101 apariciones), “understanding” (185), “fun” (61) y “relaxation” (56), lo que sugiere que un número considerable de turistas que eligen Sanya como destino de viaje están influenciados por blogs de viaje y recomendaciones de familiares y amigos.
2. El estudio demuestra que la satisfacción del turista presenta una correlación negativa con las dimensiones de tangibilidad (-0.25), fiabilidad (-0.12), capacidad de respuesta (-0.179) y seguridad (-0.354) de la calidad del servicio esperada, mientras que muestra una correlación positiva con la empatía (0.641).

De forma contraintuitiva, cuanto mayores son las expectativas de los turistas, menor tiende a ser su satisfacción real. El análisis de regresión reveló que la calidad del servicio percibida en términos de tangibilidad, seguridad, fiabilidad y capacidad de respuesta se correlaciona positiva y significativamente con la satisfacción del turista, mientras que la empatía presenta un coeficiente de regresión negativo de -0.111 ($p < 0.01$), indicando una correlación negativa significativa. En concreto, la tangibilidad, la fiabilidad y la capacidad de respuesta presentan coeficientes de regresión de 0.43, 0.463 y 0.434, respectivamente, lo que demuestra una correlación positiva significativa con la satisfacción del turista. Sin embargo, la correlación con la empatía no resulta significativa, y la relación con la fiabilidad se considera relativamente débil.

Variable independiente	Coeficiente no normalizado		Factor de normalización	t
	B	Error estándar		
Constante	0.704	0.17	Beta	4.004
Tangibilidad	-0.25	0.06		-4.548
Fiabilidad	-0.12	0.049		-2.549
Capacidad de respuesta	-0.179	0.067		-2.572
Seguridad	-0.354	0.05		-5.869
Empatía	0.641	0.027		24.805
Variable independiente	P	R^2	R^2 ajustado	F
Constante	0.001**	0.702	0.698	171.268, $p = 0.000$
Tangibilidad	0.019**			
Fiabilidad	0.002*			
Capacidad de respuesta	0.02*			
Seguridad	0.002**			
Empatía	0.004**			

Tabla 8: Análisis de regresión de la calidad del turismo y la satisfacción de los turistas (Variable dependiente: satisfacción del turista; datos procesados con SPSS 21, $*p < 0.05$, $**p < 0.01$)

4.0.1 Análisis de correlación entre la calidad percibida del servicio y la satisfacción de los turistas

La relación entre la calidad percibida del servicio turístico y la satisfacción de los turistas se analizó mediante un análisis de regresión utilizando el software SPSS. Los resultados de este análisis se presentan en la Tabla 6.

Los resultados indican que $F = 534.103$ y $p = 0.000$, lo cual es significativo al nivel de 0.01. El valor de $R^2 = 0.862$ muestra un buen ajuste del modelo, mientras que el R^2 ajustado es 0.86, lo que indica que el 86% de las muestras puede ser explicado por el modelo. Los coeficientes de las dimensiones de la calidad percibida del servicio son los siguientes: el coeficiente de regresión de la tangibilidad es 0.249 ($p < 0.01$), mostrando una correlación positiva y significativa con la satisfacción del turista; el coeficiente de fiabilidad es 0.232 ($p < 0.01$), indicando también una relación positiva significativa; el coeficiente de capacidad de respuesta es 0.277 ($p < 0.01$), lo que evidencia una asociación positiva significativa con la satisfacción del turista. El coeficiente de seguridad es 0.001, con un valor $p > 0.05$, lo que indica que no es significativo. El coeficiente de empatía es -0.111 ($p < 0.01$), lo que refleja una correlación

negativa significativa con la satisfacción del turista.

En conjunto, la satisfacción del turista se relaciona positivamente con la tangibilidad, la fiabilidad y la capacidad de respuesta de la calidad percibida del servicio, y negativamente con la empatía.

Variable independiente	Coeficiente no normalizado		Factor de normalización	t
	B	Error estándar		
Constante	-1.309	0.095	Beta	-13.736
Tangibilidad	0.249	0.012		15.195
Fiabilidad	0.232	0.023		13.762
Capacidad de respuesta	0.277	0.032		10.432
Seguridad	0.001	0.037		0.554
Empatía	-0.111	0.015		-6.869
Variable independiente	P	R^2	R^2 ajustado	F
Constante	0.001**	0.862	0.86	534.103, $p = 0.000$
Tangibilidad	0.007**			
Fiabilidad	0.027**			
Capacidad de respuesta	0.01**			
Seguridad	0.576			
Empatía	0.001**			

Tabla 9: Análisis de regresión entre la calidad percibida del servicio turístico y la satisfacción del turista (Variable dependiente: satisfacción del turista; datos procesados con SPSS 21, $*p < 0.05$, $**p < 0.01$)

4.0.2 Análisis de regresión de la calidad del servicio turístico y la satisfacción del turista

Para investigar la relación entre el impacto de la calidad del servicio —definida como la diferencia entre la calidad percibida y la calidad esperada del servicio— y la satisfacción del turista, se empleó el software SPSS para realizar un análisis de regresión. Los resultados de este análisis, que examinan la influencia de la calidad del servicio turístico en la satisfacción del turista, se presentan en la Tabla 7.

Los resultados muestran que $R^2 = 0.961$ y el R^2 ajustado es 0.958, lo que indica que el 95.8% de la muestra puede ser explicado por el modelo. El coeficiente de regresión de la tangibilidad es 0.43 ($p = 0.000 < 0.01$), lo que demuestra que la tangibilidad tiene un efecto positivo significativo sobre la satisfacción. Los coeficientes de regresión de la tangibilidad, la fiabilidad y la capacidad de respuesta son 0.43, 0.463 y 0.434, respectivamente, todos con valores p significativos, lo que indica que la satisfacción del turista está positiva y significativamente correlacionada con estas dimensiones de la calidad del servicio, mientras que la correlación con la seguridad y la empatía es débil o no significativa.

El análisis indica que la tangibilidad, la fiabilidad y la capacidad de respuesta de la calidad del servicio turístico influyen positivamente en la satisfacción del turista, mientras que la relación entre las dimensiones de seguridad y empatía y la satisfacción del turista no resulta estadísticamente significativa. En consecuencia, para mejorar la calidad general de los servicios turísticos, los esfuerzos deben centrarse principalmente en reforzar la tangibilidad, la fiabilidad y la capacidad de respuesta mediante la adopción de medidas eficientes y prácticas.

Variable independiente	Coeficiente no normalizado		Factor de normalización	t
	B	Error estándar	Beta	
Constante	-4.892	0.048	–	-84.338
Tangibilidad	0.43	0.011	0.354	26.981
Fiabilidad	0.463	0.017	0.409	17.461
Capacidad de respuesta	0.434	0.02	0.353	16.191
Seguridad	-0.011	0.005	-0.036	-1.67
Empatía	0.019	0.029	0.041	1.452
Variable independiente	P	R ²	R ² ajustado	F
Constante	0.002**	0.961	0.958	21.426, $p = 0.000$
Tangibilidad	0.024**			
Fiabilidad	0.007**			
Capacidad de respuesta	0.007**			
Seguridad	0.106			
Empatía	0.154			

Tabla 10: Análisis de regresión entre la calidad sensorial del servicio y la satisfacción del turista (Variable dependiente: satisfacción del turista; datos procesados con SPSS 21, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$)

5. CONCLUSIÓN

Este artículo examina la innovación impulsada por la inteligencia artificial en la imagen de los destinos de turismo de ocio, tomando como caso de estudio el destino turístico de Sanya. Tras la minería de la imagen del destino de turismo de ocio, se emplea un análisis de regresión para profundizar en los factores que influyen en los efectos percibidos por los turistas respecto a la imagen del destino.

1. El vocabulario de la imagen cognitiva de los atractivos turísticos de Sanya comprende tres categorías principales, siendo los atractivos turísticos el 53.1% del total. Estos se subdividen en paisajes naturales, recursos culturales y gastronomía típica. El vocabulario emocional en la imagen percibida del destino turístico de Sanya se clasifica en sentimientos positivos, neutrales y negativos. En particular, el vocabulario neutral de alta frecuencia incluye términos como “waiting” (101 apariciones), “understanding” (185), “fun” (61) y “relaxation” (56), lo que sugiere que un número considerable de turistas que eligen Sanya como destino de viaje están influenciados por blogs de viaje y recomendaciones de familiares y amigos.
2. El estudio demuestra que la satisfacción del turista presenta una correlación negativa con las dimensiones de tangibilidad (-0.25), fiabilidad (-0.12), capacidad de respuesta (-0.179) y seguridad (-0.354) de la calidad del servicio esperada, mientras que muestra una correlación positiva con la empatía (0.641). De forma contraintuitiva, cuanto mayores son las expectativas de los turistas, menor tiende a ser su satisfacción real. El análisis de regresión reveló que la calidad del servicio percibida en términos de tangibilidad, seguridad, fiabilidad y capacidad de respuesta se correlaciona positiva y significativamente con la satisfacción del turista, mientras que la empatía presenta un coeficiente de regresión negativo de -0.111 ($p < 0.01$), indicando una correlación negativa significativa. En concreto, la tangibilidad, la fiabilidad y la capacidad de respuesta presentan coeficientes de

regresión de 0.43, 0.463 y 0.434, respectivamente, lo que demuestra una correlación positiva significativa con la satisfacción del turista. Sin embargo, la correlación con la empatía no resulta significativa, y la relación con la fiabilidad se considera relativamente débil.

REFERENCES

- O. Ban, A. Hatos, L. Droj, and C. Toderascu. Investigating the image of the bihor tourist destination among romanians in the context of increasing economic indicators of tourist activity. *Sustainability*, 13(16):9002, 2021.
- S. Bose, S. Pradhan, M. Bashir, and S. K. Roy. Customer-based place brand equity and tourism: a regional identity perspective. *Journal of Travel Research*, 61(3):511–527, 2022.
- O. H. Chi, D. Gursoy, and C. G. Chi. Tourists’ attitudes toward the use of artificially intelligent (ai) devices in tourism service delivery: moderating role of service value seeking. *Journal of Travel Research*, 61(1):170–185, 2022.
- A. Essien and G. Chukwukelu. Deep learning in hospitality and tourism: a research framework agenda for future research. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 34(12):4480–4515, 2022.
- F. Farinha, D. Bienvenido-Huertas, M. Duarte Pinheiro, E. M. Silva, R. Lança, M. J. Oliveira, and R. Batista. Sustainable competitiveness of tourism in the algarve region. critical stakeholders’ perception of the supply sector. *Sustainability*, 13(11):6072, 2021.
- R. Filieri, E. D’Amico, A. Destefanis, E. Paolucci, and E. Raguseo. Artificial intelligence (ai) for tourism: an european-based study on successful ai tourism start-ups. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 33(11):4099–4125, 2021.
- G. Giotis and E. Papadionysiou. The role of managerial and technological innovations in the tourism industry: a review of the empirical literature. *Sustainability*, 14(9):5182, 2022.
- S. Ivanov and C. Webster. Robots in tourism: A research agenda for tourism economics. *Tourism Economics*, 26(7):1065–1085, 2020.
- S. H. Ivanov, C. Webster, E. Stoilova, and D. Slobodskoy. Biosecurity, crisis management, automation technologies and economic performance of travel, tourism and hospitality companies—a conceptual framework. *Tourism Economics*, 28(1):3–26, 2022.
- E. X. Jiao and J. L. Chen. Tourism forecasting: A review of methodological developments over the last decade. *Tourism Economics*, 25(3):469–492, 2019.
- İ. G. Kırtıl and V. Aşkun. Artificial intelligence in tourism: A review and bibliometrics research. *Advances in Hospitality and Tourism Research (AHTR)*, 9(1):205–233, 2021.
- H. Kong, K. Wang, X. Qiu, C. Cheung, and N. Bu. 30 years of artificial intelligence (ai) research relating to the hospitality and tourism industry. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 35(6):2157–2177, 2023.
- H. Li, L. Zhang, and C. H. Hsu. Research on user-generated photos in tourism and hospitality: A systematic review and way forward. *Tourism Management*, 96:104714, 2023.
- S. M. C. Loureiro and J. Nascimento. Shaping a view on the influence of technologies on sustainable tourism. *Sustainability*, 13(22):12691, 2021.
- M. Mariani and J. Wirtz. A critical reflection on analytics and artificial intelligence based analytics in hospitality and tourism management research. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 35(8):2929–2943, 2023.
- K. B. Melese and T. H. Belda. Determinants of tourism product development in southeast ethiopia: Marketing perspectives. *Sustainability*, 13(23):13263, 2021.
- A. Miftahuddin, B. Hermanto, S. U. J. Raharja, and A. Chan. City brand attractiveness on tourism using rasch model approach. *International Journal of Supply Chain Management*, 9(2):150–156, 2020.
- V. Ramos, W. Yamaka, B. Alorda, and S. Sriboonchitta. High-frequency forecasting from mobile devices’ bigdata: An application to tourism destinations’ crowdedness. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 33(6):1977–2000, 2021.
- M. A. Ribeiro, D. Gursoy, and O. H. Chi. Customer acceptance of autonomous vehicles in travel and tourism. *Journal of Travel Research*, 61(3):620–636, 2022.

- H. San Martín, M. D. M. García-de los Salmones, Á. Herrero, and A. Pérez. Explaining residents' attitudes towards tourism and tourists: A new approach based on brand theory. *International Journal of Tourism Research*, 20(6):738–747, 2018.
- X. Zhang, C. Zhang, Y. Li, Z. Xu, and Z. Huang. Hierarchical fusion process of destination image formation: Targeting on urban tourism destination. *Sustainability*, 13(21):11805, 2021.