

**EVALUACIÓN DE LA SATISFACCIÓN DEL  
CLIENTE EN HOTELES DE GRAN CARIBE DEL  
DESTINO LA HABANA.  
EVALUATION OF CUSTOMER  
SATISFACTION IN GRAN CARIBE HOTELS IN  
THE HAVANA DESTINATION**

EMILIO ENRIQUE GUERRA CASTELLÓN<sup>1</sup>

*Facultad de Turismo, Universidad de La Habana*

YASSER VÁZQUEZ ALFONSO<sup>2</sup>

*Facultad de Turismo, Universidad de La Habana*

EDGAR NÚÑEZ TORRES<sup>3</sup>

*Facultad de Turismo, Universidad de La Habana*

**RESUMEN**

Este estudio evalúa la satisfacción del cliente en hoteles del grupo Gran Caribe en el destino La Habana mediante un análisis de sentimiento aplicado a 57 884 opiniones obtenidas con *web scraping* de TripAdvisor, Booking, Expedia y la Central de Reservas. Se empleó la librería Pysentimiento para calcular y clasificar el sentimiento. Mediante el diagrama de Pareto se identificaron los factores vitales que influyen en la satisfacción del cliente. El modelo multicriterio WASPAS permitió establecer un ranking de los hoteles, donde los mejores posicionados fueron Roc Presidente, NH Victoria y el Nacional de Cuba, destacados por emociones positivas, alto sentimiento promedio y baja dispersión. En contraste, Neptuno-Tritón, Deauville y Plaza mostraron menor desempeño. El análisis confirma que las opiniones en línea son un indicador clave para monitorear la satisfacción y detectar áreas de mejora. Los resultados ofrecen insumos estratégicos para priorizar acciones que fortalezcan la competitividad de estos establecimientos.

**Palabras claves:** satisfacción del cliente, análisis de sentimiento, hoteles, ranking, La Habana.

**ABSTRACT**

This study evaluates customer satisfaction at Gran Caribe Group hotels in Havana using sentiment analysis applied to 57,884 reviews obtained through web scraping from TripAdvisor, Booking.com, Expedia, and the Central Reservations Office. The PySentiment library was used to calculate and classify sentiment. A Pareto chart was used to identify the key factors influencing customer

---

Fecha de Recepción: 23 de septiembre de 2025 Fecha de Aceptación: 23 de diciembre 2025

<sup>1</sup> E-mail: emilito042@gmail.com ID ORCID (<https://orcid.org/0009-0005-2436-7186>)

<sup>2</sup> E-mail: yalfos1@gmail.com ID ORCID (<https://orcid.org/0000-0002-4074-0711>)

<sup>3</sup> E-mail: enunez8609@gmail.com ID ORCID (<https://orcid.org/0000-0003-3354-8024>)

satisfaction. The WASPAS multi-criteria model allowed for the establishment of a hotel ranking, with Roc Presidente, NH Victoria, and the Hotel Nacional de Cuba performing best due to positive emotions, high average sentiment, and low dispersion. In contrast, Neptuno-Tritón, Deauville, and Plaza showed lower performance. The analysis confirms that online reviews are a key indicator for monitoring satisfaction and identifying areas for improvement. The results provide strategic input for prioritizing actions that strengthen the competitiveness of these establishments.

**Keywords:** customer satisfaction, sentiment analysis, hotels, ranking, Havana.

## 1. Introducción

El En el sector hotelero, el éxito de las empresas está estrechamente relacionado con la satisfacción del cliente. La calidad del servicio y la percepción positiva por parte de los clientes son fundamentales para lograr una ventaja competitiva y asegurar su lealtad (Silva-Treviño et al., 2021). De hecho, Demydyuk y Carlbäck (2024) destacan que la satisfacción del cliente es incluso más relevante que el precio para garantizar el éxito financiero a largo plazo en este sector.

La satisfacción del cliente es un constructo complejo que abarca múltiples componentes (Zeithaml et al., 2009). Con base en el marco teórico de Romaní et al. (2019), se defiende que la satisfacción del cliente es un estado psicológico relativo que resulta de la comparación entre las expectativas previas y la percepción del desempeño real de un producto o servicio una vez consumido y experimentado por el cliente. Este proceso genera una evaluación subjetiva que puede variar desde un sentimiento básico de contento hasta emociones más intensas, ya sean positivas o negativas.

Además, Zárraga et al. (2018) argumentan que las emociones de los clientes desempeñan un papel fundamental en la percepción de la satisfacción hacia productos y servicios, ya que estas están basadas en la experiencia del servicio. Emociones positivas, como la felicidad o el placer, contribuyen significativamente a mejorar la satisfacción del cliente. Este enfoque refuerza la idea de que la satisfacción no puede reducirse a un solo factor, sino que resulta de la interacción entre elementos racionales (calidad, precio, beneficios) y emocionales (experiencias, sentimientos).

En este contexto, García et al. (2024) señalan que la medición de la satisfacción del cliente ha evolucionado considerablemente al pasar de métodos tradicionales, como encuestas personales, telefónicas y por correo, a enfoques más avanzados que incluyen el análisis de sentimiento y técnicas estadísticas como los modelos de ecuaciones estructurales (SEM) y la técnica de mínimos cuadrados parciales (PLS).

El análisis de sentimientos, en particular, ha ganado relevancia al permitir capturar emociones expresadas en plataformas digitales y redes sociales. Esta integración de datos cuantitativos y cualitativos ofrece una visión más completa de las expectativas y percepciones del cliente, complementando herramientas tradicionales como SERVQUAL, que identifica brechas entre expectativas y experiencias reales (Dueñas et al., 2023).

El análisis de sentimiento, también conocido como "minería de opiniones" o "análisis de opiniones", surgió a principios de la década de 2000 y se ha consolidado como una de las áreas más relevantes en el Procesamiento del Lenguaje Natural (Wankhade et al., 2022).

Esta disciplina se enfoca en el análisis de datos textuales para comprender las emociones y opiniones de las personas, considerándose un subdominio de la minería de texto. Su objetivo es examinar reseñas y comentarios de los usuarios, prestando especial atención a la dirección de la opinión sobre una entidad o sus aspectos, clasificándolas en categorías positivas, neutrales o negativas.

En esencia, una opinión representa un pensamiento o juicio expresado sobre algo o alguien, lo que permite descubrir de manera automática y significativa la percepción y la satisfacción del cliente (Ameur et al., 2023).

Existen dos enfoques principales para aplicar el análisis de sentimientos: basado en léxico o mediante inteligencia artificial (Medhat et al., 2014). Estos métodos permiten detectar subjetividad, clasificar polaridades, resumir opiniones y extraer características relevantes de productos o servicios (Hardeniya y Borikar, 2016; Song et al., 2022).

Varios estudios han demostrado que existe una fuerte correlación entre los sentimientos expresados por los clientes sobre atributos específicos y su satisfacción general con el servicio (Luo et al., 2021). Además, los resultados del análisis de sentimientos pueden superar, e incluso sustituir, las calificaciones basadas en estrellas, proporcionando información más detallada sobre los factores que influyen en la satisfacción (Al-Natour y Turetken, 2020).

La creciente disponibilidad de grandes y complejos conjuntos de datos ha abierto nuevas oportunidades para analizar la satisfacción del cliente en diversos sectores (Romano et al., 2024). Plataformas como Expedia, Booking y TripAdvisor generan vastas cantidades de opiniones en línea, que constituyen una fuente invaluable para comprender las percepciones del cliente. Sin embargo, la magnitud de estos datos representa un desafío para los gestores, quienes carecen de herramientas computacionales adecuadas para su análisis.

Pérez et al. (2023), citado en Espinola et al. (2023) destacan que el análisis manual es inviable debido al volumen

de información. Por ello, se han desarrollado algoritmos y librerías en lenguajes de programación como Python o R, donde los modelos basados en aprendizaje profundo tienden a ofrecer mejores resultados (Mehraliyev et al., 2022).

A nivel internacional, el análisis de sentimientos ha demostrado ser una herramienta confiable para predecir valoraciones positivas y negativas en hoteles (López et al., 2015). Aunque se han logrado avances significativos, persisten desafíos relacionados con la mejora de pruebas de rendimiento y técnicas de extracción de aspectos (Ma et al., 2018).

Estudios recientes han comparado diferentes modelos de aprendizaje automático para obtener resultados con mayor nivel de confiabilidad (Wu et al., 2022), al igual que han segmentado clientes según atributos valorados mediante algoritmos de entrenamiento para identificar patrones de satisfacción (Oliveira et al., 2022).

Sin lugar a dudas, estos y otros estudios aportan una visión general del estado de la oferta de servicios hoteleros y proporciona una base sólida para guiar a los decisores del destino a invertir en mejoras y proporcionar soluciones prácticas (Khotimah y Sarno, 2019; Hu et al., 2020; Luo et al., 2021; Song et al., 2022; Özen y Katlav, 2023).

En Cuba, investigaciones recientes relacionadas al análisis de sentimiento como las de Guerra et al. (2024) y Quintana et al. (2024) han destacado aspectos relevantes y un marco oportuno para mejorar la gestión turística y satisfacción del cliente en entidades como el Salón Rojo y el complejo turístico Las Terrazas, pero en el subsector de la hotelería se demandan este tipo de investigaciones y más a nivel de grupos hoteleros y de destino, por lo que esta investigación pretende cubrir esta brecha al evaluar la satisfacción del cliente en los hoteles del grupo Gran Caribe S.A en el destino La Habana mediante análisis de sentimientos.

## **2. Metodología.**

La presente investigación se centró en evaluar, comparar y determinar los factores que influyen en la satisfacción de los clientes, basada en los sentimientos y emociones expresados en las opiniones de los clientes de los hoteles del grupo empresarial Gran Caribe en el destino La Habana. Para ello, se utilizó el análisis de sentimiento como técnica principal para evaluar y clasificar las opiniones según su polaridad (positiva, negativa o neutra) y detectar emociones específicas. Posteriormente, se describió el estado del fenómeno objeto de estudio mediante estadística descriptiva, utilizando tablas, estadígrafos y la elaboración de un ranking de los hoteles.

### Selección de los hoteles

La selección de los hoteles se realizó a partir de un registro de habitaciones contenido en una base de datos proporcionada por el grupo empresarial Gran Caribe en el destino La Habana.

Se incluyeron los siguientes 14 hoteles:

- 5 estrellas: Hotel Nacional de Cuba.
- 4 estrellas: Hotel Roc Presidente, NH Victoria, Inglaterra, Capri, Riviera, Sevilla, Tryp Habana Libre y Plaza.
- 3 estrellas: Hotel Vedado, Saint John's, Deauville, Neptuno-Tritón.
- 2 estrellas: Hotel Atlántico.

### Proceso de análisis de sentimiento

Según Espinola et al. (2023), el proceso de análisis de sentimiento se divide en tres fases principales:

1. Extracción o recopilación de la información.
2. Preprocesamiento.
3. Clasificación de la opinión.

La extracción de la información se realizó de manera automática a través de la técnica de *web scraping* con el empleo de la librería Scrapy de Python. Se recopiló un total de 57 884 opiniones (en todos los idiomas disponibles) correspondientes a cada uno de los hoteles seleccionados. Las plataformas utilizadas fueron TripAdvisor, Booking, Expedia y la Central de Reservas. Estas opiniones conformaron una base de datos que luego fue procesada con la librería Pysentimiento, reconocida por sus potencialidades en el análisis de sentimiento.

El preprocesamiento de los datos se llevó a cabo con el lenguaje de programación Python. Los pasos seguidos fueron los siguientes:

- Remoción de caracteres especiales: Se eliminaron emojis y signos de puntuación.
- Normalización del texto: Se convirtió todo el texto a minúsculas.
- Eliminación de espacios en blanco innecesarios.
- Vectorización: Se identificaron palabras, frases o expresiones clave en cada opinión.
- Eliminación de stopwords: Se removieron palabras innecesarias, como artículos, conjunciones, adverbios y preposiciones, que no aportan significado al texto.

Para la clasificación de las opiniones existen diversos algoritmos y librerías en Python para el análisis de sentimiento (Henriquez et al., 2016; Insua, 2019). En este estudio, se utilizó la librería Pysentimiento a partir del procedimiento de Perez et al. (2023), para clasificar cada opinión según su polaridad (positiva, neutra o negativa) y emociones específicas (enojo, anticipación, asco, miedo, alegría, tristeza, sorpresa y confianza).

En este sentido, se consideró una escala binaria, ternaria y N-aria, así como el valor de sentimiento predicho por el algoritmo de Machine Learning y Procesamiento del Lenguaje Natural. Según Ravi y Ravi (2015):

- Si el valor de sentimiento ( $VS$ )  $> 0$ , la opinión se clasifica como positiva.
- Si  $VS = 0$ , la opinión se considera neutra.
- Si  $VS < 0$ , la opinión se clasifica como negativa.

Una vez obtenidas las clasificaciones de las opiniones y las emociones asociadas, se realizó la sumatoria de estas por cada hotel.

#### Análisis estadístico

Posteriormente, se calcularon los siguientes estadígrafos:

- Rango, mínimo, máximo, media, mediana, moda, suma, desviación estándar y coeficiente de variación del valor de sentimiento.

Además, se empleó el diagrama de Pareto para identificar los factores que determinan la satisfacción del cliente. Para elaborar el ranking, se consideraron 20 variables seleccionadas asociadas al valor de sentimiento como los estadígrafos (media, mediana, moda, desviación estándar y coeficiente de variación) y las clasificaciones de polaridad y emociones.

#### Modelo de decisión multi-criterio WASPAS

El ranking se elaboró a partir del modelo de decisión multi-criterio WASPAS (Weighted Aggregated Sum Product Assessment), ampliamente reconocido en la toma de decisiones multicriterio debido a su capacidad para combinar los enfoques de suma ponderada y producto ponderado, garantizando resultados robustos frente a variaciones en los datos de entrada en comparación con TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) y AHP (Analytic Hierarchy Process), gracias a su enfoque híbrido que combina los modelos de suma ponderada (WSM) y producto ponderado (WPM) para equilibrar compensaciones entre criterios (Chakraborty et al., 2015; Ceballos, 2017).

El procedimiento seguido para aplicar el método WASPAS consta de las siguientes etapas:

#### 1. Construcción de la matriz de decisión.

Se construyó una matriz de decisión:  $X = [x_{ij}]_{m \times n}$ , donde:

- $x_{ij}$  representa el desempeño del hotel  $i$  respecto al criterio  $j$ .
- $m=14$  es el número de hoteles (alternativas).
- $n=21$  es el número de criterios emocionales, de sentimiento y estadígrafos.

Los criterios fueron clasificados como beneficio (cuanto mayor, mejor) o no beneficio (cuanto menor, mejor).

#### 2. Normalización de los datos.

Dado que los criterios tienen diferentes escalas y unidades de medida, se realizó una normalización para asegurar la comparabilidad de los valores. Las fórmulas utilizadas fueron:

- Para criterios de beneficio:

$$\bar{X}_{ij} = \frac{X_{ij}}{\max_i * x_{ij}}$$

- Para criterios de no beneficio:

$$\bar{X}_{ij} = \frac{\min_i * x_{ij}}{x_{ij}}$$

### 3. Cálculo de la importancia relativa.

El método WASPAS utiliza dos criterios:

- Criterio de suma ponderada (WSM):

$$Q_i^{(1)} = \sum_{j=1}^n \bar{X}_{ij} W_j$$

- Criterio de producto ponderado (WPM):

$$Q_i^{(2)} = \prod_{j=1}^n (\bar{X}_{ij})^{w_j}$$

Se utilizó un criterio generalizado conjunto de agregación ponderada de métodos aditivos y multiplicativos de la siguiente manera (Saparauskas et al., 2011; Zavadskas et al., 2013).

$$Q_i = \lambda Q_i^{(1)} + (1 - \lambda) Q_i^{(2)}$$

Donde  $\lambda$  es un parámetro que controla la importancia relativa de los dos métodos. En este estudio, se utilizó  $\lambda=0.5$  para otorgar igual peso a ambos enfoques.

### 4. Determinación del valor óptimo.

Para maximizar la precisión del ranking, el valor óptimo de  $\lambda$  puede determinarse minimizando la función de varianza:

$$\sigma(\lambda) = \frac{\sigma^2(Q_i^{(1)}) + \sigma^2(Q_i^{(2)})}{2\sigma^2(Q_i^{(2)})}$$

Las varianzas  $\sigma^2(Q_i^{(1)})$  y  $\sigma^2(Q_i^{(2)})$  se calcularon con las siguientes ecuaciones:

- Para  $Q_i^{(1)}$ :

$$\sigma^2(Q_i^{(1)}) = \sum_{j=1}^n w_j^2 \sigma^2(\bar{X}_{ij})$$

- Para  $Q_i^{(2)}$ :

$$\sigma^2(Q_i^{(2)}) = \sum_{j=1}^n \left[ \frac{\prod_{j=1}^n (\bar{X}_{ij})^{w_j} w_j}{(\bar{X}_{ij})^{w_j} (\bar{X}_{ij})^{(1-w_j)}} \right]^2 \sigma^2(\bar{X}_{ij})$$

Por último, la varianza de los valores normalizados se estimó como:

$$\sigma^2(\bar{X}_{ij}) = (0.05 * \bar{X}_{ij})^2$$

### 5. Clasificación final.

Los hoteles fueron clasificados en función de sus valores  $Q_i$  combine. El hotel con el mayor valor de  $Q_i$  ocupó el primer

lugar en el ranking. Es de aclarar que todas las variables fueron asignadas con pesos iguales ( $w_j=1/20$ ).

### 3. Resultados y Discusión.

Los estadísticos descriptivos reflejan una visión integral del comportamiento de la variable valor de sentimiento, obtenida como resultado de la aplicación del análisis de sentimiento de la cantidad de opiniones (N) de cada unidad de análisis (hoteles) como se muestra en la tabla 1.

**Tabla 1.**  
*Estadísticos descriptivos de la variable valor de sentimiento por hoteles.*

Hoteles	N	Rango	Min	Max	Suma	Media	Mediana	Moda	DE	CV
Inglaterra	8485	12,65	-1,5	11,50	743,9	4,5026	4,5000	3,75	2,05013	45%
Atlántico	1334	31,30	-4,65	26,65	433,7	3,3620	2,8500	0,20	4,40614	131%
Capri	4933	20,00	-6,25	13,75	1032,15	4,6916	4,7000	6,4	2,32488	50%
Deauville	2223	15,55	-4,00	11,55	357,95	2,7748	3,1500	-0,50	3,31520	119%
Nacional de Cuba	8568	18,25	-2,90	15,35	682,30	4,4019	4,4000	2,00	2,62581	60%
Neptuno-Tritón	1162	19,40	-8,65	10,75	126,75	0,7922	0,6750	-0,75	3,56692	450%
Victoria	2248	15,60	-1,40	14,20	615,20	4,7690	4,6000	4,25	2,12400	45%
Plaza	3221	24,90	-11,60	13,30	273,90	1,8890	2,0000	2,20	2,99575	159%
Riviera	2668	15,10	-1,90	13,20	638,05	3,5903	3,7000	4,15	2,40124	52%
Presidente	3539	14,00	-0,05	13,95	1075,75	4,9346	4,7750	4,40	2,05799	42%
Saint John's	3254	22,85	-4,00	18,85	223,10	1,7295	1,6000	-1,30	3,63612	210%
Sevilla	7654	18,60	-4,50	14,10	812,25	4,2750	4,5250	2,85	3,02771	71%
Tryp Habana Libre	7259	25,65	-7,85	17,80	709,30	3,5114	3,8000	3,05	3,22597	92%
Vedado	1336	13,10	-3,40	9,70	828,85	4,4088	4,5500	2,10	2,42044	55%

**Fuente:** Elaboración propia.

El análisis descriptivo de los valores de sentimiento por hotel reveló variaciones significativas en la satisfacción de los clientes. El Hotel Neptuno-Tritón presentó la mayor dispersión en los datos, con un coeficiente de variación (CV) del 450%, una media de 0,7922, una moda de -0.75 y una desviación estándar (DE) de 3,56692, lo que indica una alta heterogeneidad o diversidad de opiniones, fundamentalmente negativas. Por el contrario, el Hotel Presidente mostró la menor dispersión relativa (CV = 42%), con una media de 4,9346 y una moda de 4,40, esto demuestra una tendencia hacia opiniones más consistentemente positivas.

En términos generales, los hoteles con valores medios más altos, como el Hotel Presidente (media = 4,9346) y el Hotel Victoria (media = 4,7690), mostraron modas positivas (4,40 y 4,25, respectivamente), reflejando una inclinación hacia experiencias satisfactorias. Sin embargo, hoteles como el Hotel Néptuno-Tritón con moda = -0.75 y el Hotel Deauville con moda = -0,50, obtuvieron valores considerablemente más bajos y mayores niveles de dispersión (CV = 450% y 119%,

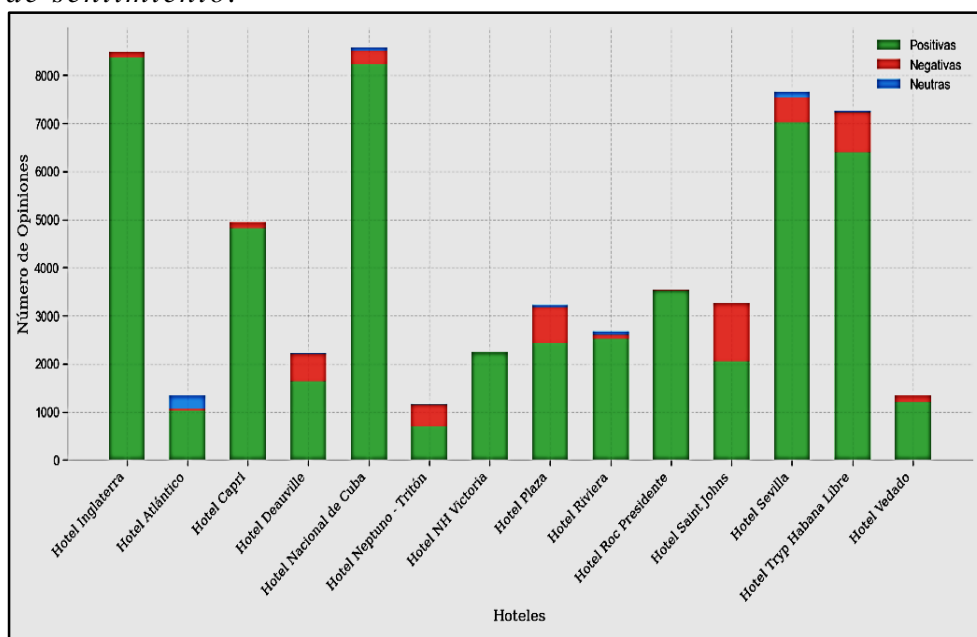
respectivamente), lo que evidencia una mayor polarización en las valoraciones de los clientes.

El rango de los valores de sentimiento también destacó diferencias notables entre los establecimientos. El Hotel Atlántico registró el rango más amplio (31,30), con valores mínimos y máximos de -4,65 y 26,65, respectivamente, indicando extremos significativos en las opiniones. En contraste, el Hotel Inglaterra exhibió el rango más reducido (12,65), lo que sugiere una mayor uniformidad en las percepciones.

Los resultados de la satisfacción de los clientes a partir del análisis de sentimiento se muestran en la figura 1. Se evidencia que los Hoteles Inglaterra, Nacional de Cuba, Sevilla, Tryp Habana Libre, Capri y Presidente se destacan por la gran cantidad de opiniones positivas. En términos generales, la mayoría de los hoteles presentan una clara predominancia de opiniones positivas, mientras que los comentarios negativos y neutros son significativamente menores.

**Figura 1.**

*Resultados de la satisfacción de los clientes a partir del análisis de sentimiento.*



**Fuente:** Elaboración propia.

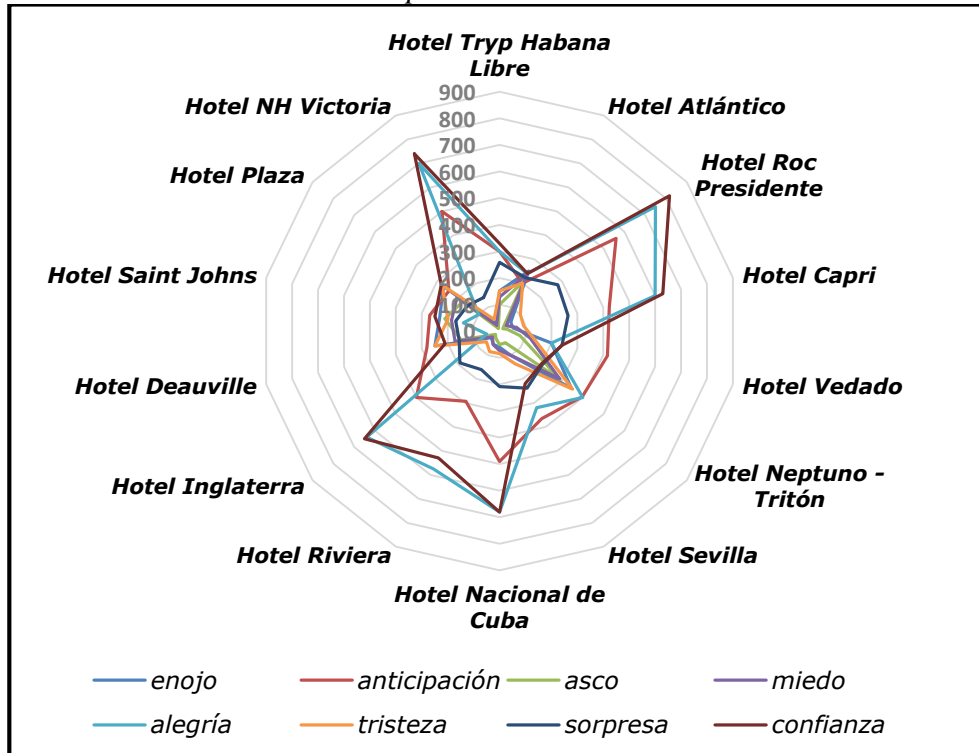
Sin embargo, algunos establecimientos, como el Hotel Saint John's, Plaza, Tryp Habana Libre, Néptuno-Tritón y Deauville han recibido una proporción notable de opiniones negativas en relación con las positivas. En cuanto a los comentarios neutros, su frecuencia es baja en la mayoría de los hoteles, excepto en el caso del Hotel Atlántico, donde se observa un mayor número de opiniones neutras, lo que sugiere que la

experiencia de los clientes fue en su mayoría promedio, ni positiva ni negativa.

La figura 2 muestra la frecuencia de emociones generadas por hoteles. Algunos lograron un equilibrio notable entre emociones positivas y negativas. El Hotel Roc Presidente, NH Victoria, Nacional de Cuba, Inglaterra y Capri registraron niveles excepcionalmente bajos de emociones negativas y altos índices de alegría y confianza, destacándose como referentes en la satisfacción del cliente.

Se evidencia que los Hoteles Presidente, NH Victoria y Nacional de Cuba son los que más han generado altas cargas emocionales de confianza y alegría, las emociones más positivas. En contraste, Hotel Neptuno-Tritón, Deauville y Plaza presentan elevadas emociones de enojo, asco y miedo, que expresan problemas recurrentes que podrían estar afectando la satisfacción del cliente y reputación de estos establecimientos.

**Figura 2.**  
*Frecuencia de emociones por hoteles.*



**Fuente:** Elaboración propia.

El análisis de los factores que influyen en la satisfacción de los clientes se realizó mediante un Diagrama de Pareto, tal como se muestra en la Figura 3. Este diagrama permite identificar los aspectos o factores vitales que determinan su comportamiento, destacando aquellos que representan aproximadamente el 80% del total.

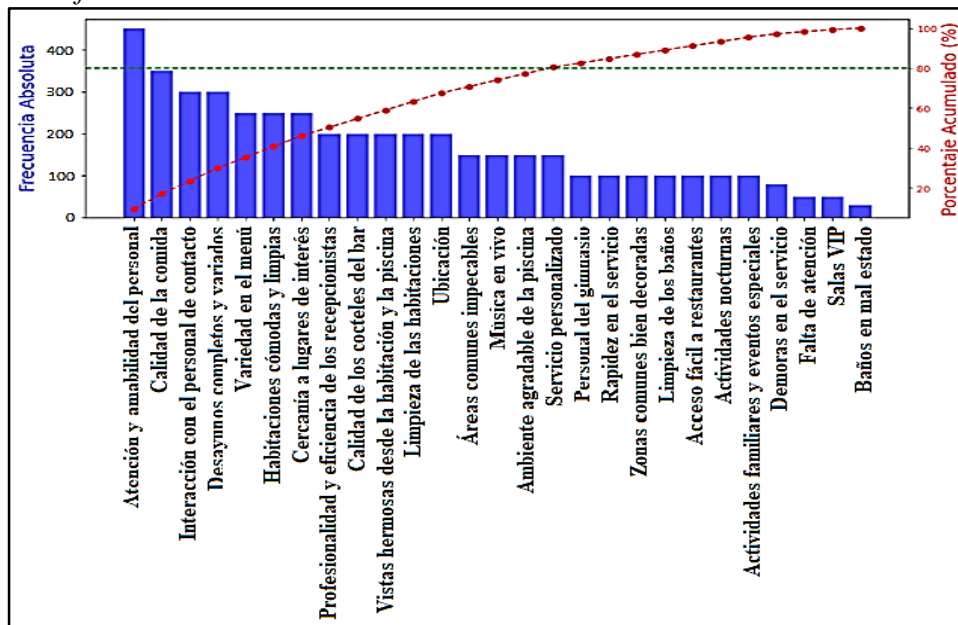
Las barras azules representan la frecuencia absoluta de cada factor, mientras que la línea roja muestra el porcentaje

acumulado. Además, se ha incluido una línea horizontal verde punteada que marca el umbral del 80%, facilitando la identificación visual de los factores vitales.

Los resultados revelan que la atención y amabilidad del personal de contacto, la calidad y variedad de desayunos y comidas, la comodidad y limpieza de las habitaciones, la cercanía a lugares de interés, la eficiencia y profesionalidad de los recepcionistas, la calidad de los bebidas del bar, las vistas hermosas desde la habitación o la piscina, la ubicación del hotel, el estado de las áreas comunes, la música en vivo, el ambiente de la piscina, y la personalización de los servicios son los factores vitales que influyen en la satisfacción de los clientes. Estos hallazgos subrayan la importancia de priorizar la mejora continua en estos aspectos para maximizar la satisfacción del cliente.

**Figura 3.**

*Diagrama de Pareto: Factores vitales que influyen en la satisfacción del cliente en los hoteles.*



**Fuente:** Elaboración propia.

La Tabla 2 presenta el ranking de los hoteles pertenecientes al grupo empresarial Gran Caribe, obtenido mediante la aplicación del método WASPAS (evaluación del producto de suma agregada ponderada).

El índice WASPAS ( $Q_i$  combine) refleja el desempeño integral de cada hotel, donde un valor más alto indica un mejor rendimiento global. Según los resultados, el Hotel Roc Presidente de 4 estrellas ocupa el primer lugar con un índice  $Q_i=0.875$ , destacándose como el establecimiento mejor evaluado dentro del grupo Gran Caribe. Le siguen el Hotel NH Victoria ( $Q_i=0.850$ ) de 4 estrellas y el Hotel Nacional de Cuba

( $Q_i=0.820$ ) de 5 estrellas, que completan el podio de los tres mejores hoteles.

En el extremo opuesto del ranking, se encuentran el Hotel Neptuno-Tritón de 3 estrellas, que obtuvo el índice más bajo ( $Q_i=0.500$ ), el Hotel Deauville ( $Q_i=0.550$ ) de 3 estrellas y el Hotel Plaza ( $Q_i=0.590$ ) de 4 estrellas.

**Tabla 2.**

*Ranking de los hoteles del grupo empresarial Gran Caribe.*

Ranking	Hotel	Estrellas	Índice WASPAS ( $Q_i$ combine)
1	Roc Presidente	4	0.875
2	NH Victoria	4	0.850
3	Nacional de Cuba	5	0.820
4	Inglaterra	4	0.800
5	Capri	4	0.780
6	Riviera	4	0.750
7	Sevilla	4	0.730
8	Tryp Habana Libre	4	0.700
9	Atlántico	2	0.680
10	Vedado	3	0.650
11	Saint John's	3	0.620
12	Plaza	4	0.590
13	Deauville	3	0.550
14	Neptuno - Tritón	3	0.500

**Fuente:** Elaboración propia.

Los hallazgos obtenidos en la investigación como la identificación de los factores vitales que influyen en la satisfacción del cliente, concuerdan significativamente con la literatura existente. El estudio de Luo et al. (2021) y Routaray y K (2024) demuestran una fuerte correlación entre los sentimientos expresados por los clientes sobre atributos específicos y su satisfacción general con el servicio.

De manera similar, investigaciones basadas en LDA (Latent Dirichlet Allocation) han identificado cinco aspectos principales en hoteles que influyen en la satisfacción de los clientes: ubicación, comidas, servicio, comodidad y limpieza, que coinciden con los factores detectados en el presente estudio (Pulung et al., 2022).

Particularmente relevante es el estudio de Khotimah y Sarno (2019), en el cual encontraron que el aspecto de confort recibía más sentimientos negativos que otros aspectos, mientras que el servicio recibía más sentimientos positivos. Esto coincide parcialmente con los resultados de este estudio.

La elaboración de un ranking de hoteles mediante el modelo WASPAS representa un enfoque novedoso en el contexto

cubano, aunque existen precedentes en la literatura internacional. En este sentido, Shi et al. (2025) propusieron un método integrado de ranking para hoteles que consideraba reseñas online y el trasfondo cultural de los revisores, implementando también un sistema de detección de reseñas fraudulentas.

El estudio aporta importantes consecuencias teóricas en el campo del análisis de sentimiento aplicado a la evaluación de la satisfacción del cliente en el sector hotelero. En primer lugar, refuerza la validez del análisis de sentimiento como una herramienta efectiva para medir la percepción del cliente, confirmando lo expuesto por Al-Natour y Turetken (2020), quienes argumentan que este tipo de análisis puede superar las limitaciones de las calificaciones tradicionales basadas en estrellas.

Además, el estudio respalda el papel central de las emociones en la evaluación del servicio (Zárraga et al., 2018), al comprobar que la presencia de alegría y confianza discrimina positivamente a los hoteles, mientras que enojo y asco caracterizan a los de bajo desempeño.

Por otro lado, se valida empíricamente el modelo teórico planteado por Romaní et al. (2019), que define la satisfacción del cliente como un estado psicológico relativo derivado de la comparación entre expectativas iniciales y la percepción del desempeño real. Los hoteles con valores de sentimiento altamente bajos reflejan una brecha clara y pronunciada entre las expectativas y la experiencia real reportada.

Este hallazgo contribuye a la evolución de la literatura especializada, alineándose con las observaciones de García et al. (2024) sobre la necesidad de abandonar métodos tradicionales de medición y adoptar enfoques más sofisticados basados en técnicas de procesamiento de lenguaje natural y análisis semántico. De esta forma, el estudio no solo enriquece la base teórica existente, sino que también impulsa la adopción de metodologías más precisas y representativas en este tipo de investigaciones.

Igualmente, brinda aplicaciones prácticas claves para la gestión hotelera, pues su utilidad en la mejora continua de los servicios es destacable. Al identificar áreas críticas que requieren atención inmediata, como lo muestran Özen y Katlav (2023), los resultados permiten a los gestores priorizar intervenciones en aquellos hoteles con desempeño deficiente, como Neptuno-Tritón, Deauville y Plaza.

Además, el análisis facilita la personalización de servicios al conocer las preferencias específicas de los clientes, tal como propone Oliveira et al. (2022), lo cual contribuye a proporcionar una experiencia más ajustada a las expectativas del huésped. Por otro lado, el ranking competitivo desarrollado permite comparar sistemáticamente los establecimientos, identificando prácticas

exitosas en líderes como Roc Presidente, NH Victoria y Nacional de Cuba, las cuales pueden replicarse en otros hoteles.

Asimismo, los hallazgos son útiles para guiar la construcción de futuros hoteles y diseñar programas de formación enfocados en aspectos críticos como la atención y amabilidad del personal, factor vital para la satisfacción del cliente. Finalmente, la metodología empleada posibilita la implementación de un sistema de monitoreo continuo de la satisfacción, similar a lo planteado por Song et al. (2022), orientado a mejorar proactivamente la calidad del servicio y la experiencia del cliente, asegurando así una ventaja competitiva sostenible en el sector hotelero.

Este estudio presenta limitaciones que abren camino a investigaciones futuras. Primero, el análisis se basó en un único algoritmo de clasificación. Futuros trabajos podrían comparar el rendimiento de múltiples modelos de inteligencia artificial como los de deep Learning (BERT, LSTM o CNN) con técnicas de selección de características basada en correlaciones y TF-IDF, para optimizar la precisión de los resultados como en los estudios de Sharma et al. (2025) y Puji y Purwinarko (2021).

Una línea de avance fundamental sería realizar un análisis de sentimiento basado en aspectos (ASBA) para extraer, agrupar y cuantificar la polaridad asociada a aspectos específicos del servicio.

Segundo, sería valioso extender el análisis a otras cadenas o grupos hoteleros que operan en el destino específico del estudio y a nivel de país para determinar si los factores vitales identificados son universales o específicos de la gestión de Gran Caribe.

Tercero, otros estudios podrían incluir un análisis diacrónico del sentimiento para evaluar el impacto de intervenciones específicas, y la segmentación por nacionalidad o tipo de cliente para estrategias de mercado.

#### **4. Conclusiones.**

La investigación permitió evaluar la satisfacción del cliente en los hoteles de Gran Caribe del destino La Habana de manera precisa y automatizada a partir de las opiniones de los clientes en plataformas digitales.

Los resultados revelan una cierta heterogeneidad, pero demuestran que aquellos hoteles que son capaces de generar emociones positivas de forma consistente en el tiempo obtienen los resultados más satisfactorios, mientras que aquellos con mayores emociones negativas se encuentran críticos.

El Hotel Roc Presidente se posiciona como el establecimiento mejor evaluado, destacándose no solo por su primer lugar en el ranking WASPAS, sino por presentar la menor dispersión relativa, una media de sentimiento alta y una clara

preponderancia de emociones positivas como la alegría y la confianza. Le siguen en desempeño el NH Victoria y el Hotel Nacional de Cuba, que de manera conjunta consolidan un podio de hoteles cuyas experiencias son percibidas de forma consistente como satisfactorias.

En el extremo opuesto, los hoteles Neptuno-Tritón, Deauville y Plaza mostraron el desempeño más desfavorable, con índices WASPAS bajos, altos coeficientes de variación y una marcada incidencia de emociones negativas (enojo, asco, miedo). Esto indica que en estos hoteles existen problemas recurrentes en la calidad del servicio y las experiencias de los clientes son altamente diversas y negativas.

Mediante el principio de Pareto se identificaron los factores vitales que explican el comportamiento de la satisfacción, los cuales se asocian a cuatro dimensiones claves (recursos humanos, producto y alimentación, ubicación y entorno, así como el valor agregado). La satisfacción del cliente en estos hoteles está afectada críticamente por una gestión ineficiente del recurso humano, que descuida la profesionalidad, la amabilidad y empatía en el servicio.

## 5. Referencias.

- Al-Natour, S., & Turetken, O. (2020). A comparative assessment of sentiment analysis and star ratings for consumer reviews. *International Journal of Information Management*, 54, 102132. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102132>
- Ameur, A., Hamdi, S., & Ben Yahia, S. (2023). Sentiment Analysis for Hotel Reviews: A Systematic Literature Review. *ACM Computing Surveys*, 56(2), 1-38. <https://doi.org/10.1145/3605152>
- Ceballos Martín, B. A. (2017). *Modelos de decisión multi-criterio en entornos con incertidumbre: Estudio comparativa y aplicación* [Tesis doctoral, Universidad de Granada]. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/tesis?codigo=67797>
- Chakraborty, S., Zavadskas, E., & Antucheviciene, J. (2015). Applications of waspas method as a multi-criteria decision-making tool. *Economic Computation and Economic Cybernetics Studies and Research*, 49. [https://www.researchgate.net/publication/279316549\\_Applications\\_of\\_waspas\\_method\\_as\\_a\\_multi-criteria\\_decision-making\\_tool](https://www.researchgate.net/publication/279316549_Applications_of_waspas_method_as_a_multi-criteria_decision-making_tool)
- Demydyuk, G. V., & Carlback, M. (2024). Balancing short-term gains and long-term success in lodging: The role of customer satisfaction and price in hotel profitability model. *Tourism Economics: The Business and Finance of Tourism and Recreation*, 30(4), 844-875. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=9505622>
- Dueñas Espinoza, F. X., Hidrovo Burgos, S. M., & Loor Colamarco, I. W. (2023). Entre el análisis de brechas y el análisis importancia – valoración: una aplicación del modelo

- SERVQUAL. *Revista San Gregorio*, 1(55), 78–91. <https://doi.org/10.36097/rsan.v1i55.2388>
- Espinola, J., Cobo, A., Rocha, R., & Baraibar, E. (2023). Análisis de sentimientos y emociones sobre gastronomía peruana usando minería de texto con Python. *Hatun Yachai Wasi*, 3(1), 126 - 136. <https://doi.org/10.57107/hyw.v3i1.63>
- García, A. J. C., Merchan, Y. M. C., Bueno, E. L. M., Vargas, N. D. T., & Santana, M. L. G. (2024). Diseño de investigación de mercados para la evaluación de la satisfacción del cliente: métodos y herramientas efectivas. *Ciencia y Desarrollo*, 27(1). <https://doi.org/10.21503/cyd.v27i1.2538>
- Guerra Castellón, E. E., Ramos Pérez, M. A., Núñez Torres, E., & Vázquez Alfonso, Y. (2024). Análisis de sentimiento del Salón Rojo del Capri basado en las opiniones de TripAdvisor. *Retos Turísticos*, 23(1), e-6243. <https://retosturisticos.umcc.cu/index.php/retosturisticos/articulo/view/99>
- Hardeniya, T., & Borikar, D.A. (2016). Dictionary Based Approach to Sentiment Analysis - A Review. *International Journal of Advanced Engineering, Management and Science*, 2. <https://www.semanticscholar.org/paper/Dictionary-Based-Approach-to-Sentiment-Analysis-A-Hardeniya-Borikar>
- Henriquez, C., Guzmán, J., & Salcedo, D. (2016). Minería de Opiniones basado en la adaptación al español de ANEW sobre opiniones acerca de hoteles. *Procesamiento del Lenguaje Natural*, 56, 25-32. <https://www.redalyc.org/pdf/5157/515754423002.pdf>
- Hu, F., Li, H., Liu, Y., & Teichert, T. (2020). Optimizing service offerings using asymmetric impact-sentiment-performance analysis. *International Journal of Hospitality Management*, 89, 102557. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2020.102557>
- Insua Yañez, A. (2019). *Sistema Deep Learning para el análisis de sentimientos en opiniones de productos para la ordenación de resultados de un buscador semántico* [Tesis de Licenciatura, Universidade da Coruña]. <http://hdl.handle.net/2183/25152>
- Khotimah, D., & Sarno, R. (2019). Sentiment Analysis of Hotel Aspect Using Probabilistic Latent Semantic Analysis, Word Embedding and LSTM. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 12(4), 275-290. <https://doi.org/10.22266/ijies2019.0831.26>
- López Barbosa, R. R., Sánchez-Alonso, S., & Sicilia-Urban, M. A. (2015). Evaluating hotels rating prediction based on sentiment analysis services. *Aslib Journal of Information Management*, 67(4), 392-407. <https://doi.org/10.1108/AJIM-01-2015-0004>
- Luo, J. M., Vu, H. Q., Li, G., & Law, R. (2021). Understanding service attributes of robot hotels: A sentiment analysis of customer online reviews. *International Journal of Hospitality Management*, 98, 103032. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2021.103032>
- Ma, E., Cheng, M., & Hsiao, A. (2018). Sentiment analysis – a review and agenda for future research in hospitality contexts. *International Journal of Contemporary Hospitality*

- Management, 30(11), 3287-3308.  
<https://doi.org/10.1108/IJCHM-10-2017-0704>
- Medhat, W., Hassan, A., & Korashy, H. (2014). Sentiment analysis algorithms and applications: A survey. *Ain Shams Engineering Journal*, 5(4), 1093-1113.  
<https://doi.org/10.1016/j.asej.2014.04.011>
- Mehraliyev, F., Chan, I. C. C., & Kirilenko, A. P. (2022). Sentiment analysis in hospitality and tourism: A thematic and methodological review. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 34(1), 46-77.  
<https://doi.org/10.1108/IJCHM-02-2021-0132>
- Oliveira Gosson, G. A., Renda, A. I., Correia, M. B., & Antonio, N. (2022). Hotel customer segmentation and sentiment analysis through online reviews: An analysis of selected European markets. *Tourism & Management Studies*, 18(1), 29-40.  
<https://doi.org/10.18089/tms.2022.180103>
- Özen, İ. A., & Katlav, E. Ö. (2023). Aspect-based sentiment analysis on online customer reviews: A case study of technology-supported hotels. *Journal of Hospitality and Tourism Technology*, 14(2), 102-120. <https://doi.org/10.1108/JHTT-12-2020-0319>
- Pérez, J. M., Rajngewerc, M., Giudici, J. C., Furman, D. A., Luque, F., Alemany, L. A., & Martínez, M. V. (2023). *pysentimiento: A Python Toolkit for Opinion Mining and Social NLP tasks*. Research Square. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-3570648/v1>
- Puji, N., y Purwinarko, A. (2021). Implementation of Support Vector Machine Algorithm with Correlation-Based Feature Selection and Term Frequency Inverse Document Frequency for Sentiment Analysis Review Hotel. *Scientific Journal of Informatics*, 8(2), 297-303.  
<https://doi.org/10.15294/sji.v8i2.29992>
- Pulung Nurtantio, A., Sunardi., Raden Arief, N., y Budi, H. (2022). Aspect-Based Sentiment Analysis for Hotel Review Using LDA, Semantic Similarity, and BERT. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 15(5), 232-243.  
<https://doi.org/10.22266/ijies2022.1031.21>
- Quintana Cala, J. F., Acosta Mesa, S. F., Guerra Castellón, E. E., & Vázquez Alfonso, Y. (2024). Análisis de sentimientos de las opiniones textuales asociadas al complejo turístico Las Terrazas. *Cooperativismo Y Desarrollo*, 12(3), e780.  
<https://coodles.upr.edu/cu/index.php/coodles/article/view/780>
- Ravi, K., & Ravi, V. (2015). A survey on opinion mining and sentiment analysis: Tasks, approaches and applications. *Knowledge-Based Systems*, 89, 14-46.  
<https://doi.org/10.1016/j.knosys.2015.06.015>
- Romaní Bendig, B., Espinosa Manfugás, J. M., Pérez Cabellira, L., & Calás Fernández, D. (2019). Satisfacción del Cliente con los Servicios de Alimentos y Bebidas en Hoteles del Destino Cuba. *Revista Rosa Dos Ventos - Turismo E Hospitalidade*, 11(1).  
<https://sou.ucs.br/etc/revistas/index.php/rosadosventos/article/view/6253>

- Romano, M., Zammarchi, G., & Conversano, C. (2024). Iterative threshold-based Naïve bayes classifier. *Statistical Methods & Applications*, 33(1), 235-265. <https://doi.org/10.1007/s10260-023-00721-1>
- Routaray, A. P., & K, D. C. (2024). Sentiment Analysis and Rating Predicting for Hotel Review. *International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology (IJARSCT)*, 4. <https://doi.org/10.48175/ijarsct-22511>
- Saparauskas, J., Zavadskas, E.K., Turskis, Z. (2011). Selection of Facade's Alternatives of Commercial and Public Buildings Based on Multiple Criteria. *International Journal of Strategic Property Management*, 15(2), 189–203. <http://dx.doi.org/10.3846/1648715X.2011.586532>
- Sharma, N., Ali, A., y Kabir, A. (2025). A review of sentiment analysis: Tasks, applications, and deep learning techniques. *International Journal of Data Science and Analytics*, 19(3), 351-388. <https://doi.org/10.1007/s41060-024-00594-x>
- Shi, J., Du, X., Wu, J., y Liu, Y. (2025). A Hotel Ranking Method Through Online Reviews Considering the Cultural Background of Reviewers. *International Journal of Fuzzy System Applications*, 14(1), 1-29. <https://doi.org/10.4018/IJFSA.371752>
- Silva-Treviño, J. G., Macías-Hernández, B. A., Tello-Leal, E., & Delgado-Rivas, J. G. (2021). La relación entre la calidad en el servicio, satisfacción del cliente y lealtad del cliente: Un estudio de caso de una empresa comercial en México. *CienciaUAT*, 15(2), 85-101. <https://www.redalyc.org/journal/4419/441970373005/html/>
- Song, Y., Liu, K., Guo, L., Yang, Z., & Jin, M. (2022). Does hotel customer satisfaction change during the COVID-19? A perspective from online reviews. *Journal of Hospitality and Tourism Management*, 51, 132-138. <https://doi.org/10.1016/j.jhtm.2022.02.027>
- Wankhade, M., Rao, A.C.S. & Kulkarni, C. A. (2022). Survey on sentiment analysis methods, applications, and challenges. *Artif Intell Rev* 55, 5731–5780. <https://doi.org/10.1007/s10462-022-10144-1>
- Wu, D. C., Zhong, S., Qiu, R. T. R., & Wu, J. (2022). Are customer reviews just reviews? Hotel forecasting using sentiment analysis. *Tourism Economics*, 28(3), 795-816. <https://doi.org/10.1177/13548166211049865>
- Zárraga Cano, L., Molina Morejón, V. M., & Coronado, E. (2018). La satisfacción de la cliente basada en la calidad del servicio a través de la eficiencia del personal y eficiencia del servicio: Un estudio empírico de la industria restaurantera. *RECAI: Revista de Estudios en Contaduría, Administración e Informática*, 7(18), 46-65. <https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/6881879.pdf>
- Zavadskas, E. K., Antucheviciene, J., Saparauskas, J., & Turskis, Z. (2013). Multi-criteria Assessment of Facades' Alternatives: Peculiarities of Ranking Methodology. *Procedia Engineering*, 57, 107–112. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2013.04.016>

Zeithaml, V., Bitner, M., y Gremler, D. (2009). *Mercadotecnia de Servicios* (5<sup>a</sup> ed.). McGraw-Hill.  
[https://www.academia.edu/15585947/Mercadotecnia\\_de\\_Servicios?source=swp\\_share](https://www.academia.edu/15585947/Mercadotecnia_de_Servicios?source=swp_share)