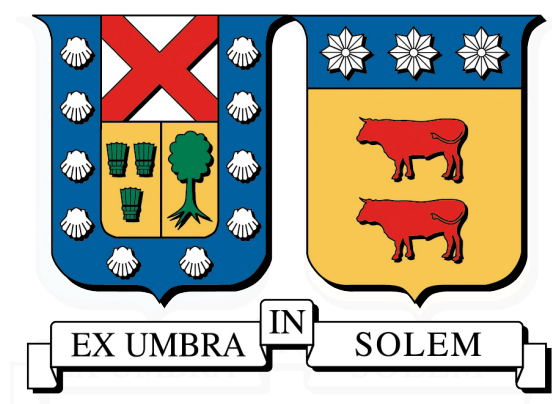


UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA
DEPARTAMENTO DE INDUSTRIAS
VALPARAÍSO - CHILE



**ANÁLISIS DE FACTORES INFLUYENTES EN LA INTENCIÓN
DE COMPRA DEL CLIENTE DE CANALES DE RESERVA DE
HOSPEDAJE ONLINE: CASO APLICADO A
BOOKING.COM**

MARÍA FERNANDA VIDAL ESCÁRATE

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERA CIVIL INDUSTRIAL

PROFESOR GUÍA : SR. DIEGO YÁÑEZ M.
PROFESOR CORREFERENTE : SR. CRISTÓBAL FERNÁNDEZ R.

22 de septiembre de 2020

RESUMEN EJECUTIVO

El presente estudio se lleva a cabo dado el gran alcance e importancia que han tenido las plataformas de reserva de hospedaje en el último tiempo, siendo parte relevante de lo que respecta a las pernoctaciones y el hospedaje en general, tanto por temas laborales como por recreación. No solo eso, el desarrollo de las tecnologías ha permitido que estas plataformas tengan presencia en la web, pero también a modo de aplicaciones, haciendo más fácil de reservar en línea en cualquier parte sin la necesidad de un computador, lo que también va de la mano con el gran aumento de los *smartphones*, afectando de forma directa e indirecta la vida de todas las personas. Así, cada vez los actores de la industria hotelera están dedicando más tiempo y esfuerzo al desarrollo de sitios web, siendo la reserva online parte de las demandas que exige el público especialmente en las nuevas generaciones que han crecido de la mano con la tecnología. Con lo anterior, se entiende la importancia de entender qué buscan los consumidores y que influye en su intención de compra.

Dado esto, el objetivo general de la investigación se define como: *Realizar un análisis de los factores que influyen en la intención de uso de la aplicación para reserva de hospedaje Booking.com por medio de técnicas de estudio de consumidores con el fin de determinar su comportamiento y preferencia frente a diversas características de la aplicación.*

Para lograr este objetivo primeramente se lleva a cabo una fase exploratoria en donde se realiza una búsqueda de información sobre reservas de hospedaje en línea para contextualizar la investigación. Asimismo, se investiga sobre las técnicas que deberán ser utilizadas en el análisis del modelo y modelos propuestos que sirvan de guía para cumplir el objetivo, destacándose la introducción de los Modelos de Ecuaciones Estructurales así como sus componentes y el Análisis de Bondad de Ajuste que permite indicar lo certero del modelo. Luego, se desarrolla una encuesta que es difundida hasta lograr cierta cantidad de respuestas válidas que son posteriormente analizadas utilizando los programas SPSS Statics y SPSS AMOS, obteniendo los resultados de esta investigación para finalmente concluir sobre los mismos, materializando así la fase concluyente de la investigación.

Sobre estos resultados, se destaca el alto conocimiento de los encuestados en la plataforma Booking.com, siendo su perfil mayoritariamente pertenecientes a la década de los

20 años. Dado el alto porcentaje de encuestados con universidad incompleta y completa, se asocia el primer caso a aquellos que continúan sus estudios y tendría relación con el nivel de encuestados con ingresos menores a \$120.000, y el segundo a aquellos que se encuentran recién comenzando su vida laboral con pocos años de experiencia, pero mayores ingresos. Sobre el modelo, se enfatiza que de todas las relaciones analizadas (Imagen de Marca, Precio, Valor y Confianza), la única que logra influir en la Intención de Compra es la Imagen de Marca (0,579), siendo un factor clave para efectos de querer aumentarla. En cuanto al resto de relaciones analizadas, se enfatiza que la influencia que tiene la Imagen de Marca en la Confianza es la más fuerte, seguida de la influencia de la Confianza en el Valor. Esto nos indica que a medida que se incremente o mejore la Imagen de la Marca, la Confianza de los clientes en la misma se verá aumentada, dándoles la seguridad de cumplir con lo que se ofrece. De igual modo, al aumentar la Confianza se espera una mayor percepción del Valor, dándoles una buena experiencia de hospedaje. Las otras relaciones que se confirman son la influencia de la Imagen de Marca en el Precio y la influencia del Precio en el Valor, sin embargo, dado que sólo la Imagen de Marca influye en la Intención de Compra, no es posible apreciar relaciones indirectas que también influyan en esta última.

Con esta investigación se logra un aporte en entender qué es lo que influye a cada individuo en realizar una reserva de hospedaje online por Booking.com, entendiendo que la Imagen de Marca es lo único que hace una diferencia en este ámbito. Esto se logra explicar por el hecho de que Booking.com es una agencia de viaje que hace de nexo entre el cliente y el hospedaje para realizar su reserva, sin ser el que define el precio por la estadía o servicios adicionales, por lo que es posible encontrar el mismo hospedaje con las mismas características y precio en otros sitios de reserva y no ser decisivo en la toma de decisión para elegir el medio donde se reservará. Se rescata de este estudio la importancia que tiene la percepción de una persona sobre la marca y como ésta puede jugar a favor o en contra de una empresa, siendo favorable para el caso específico de Booking.com, logrando darse cuenta del gran alcance que ha tenido en las personas, reconociéndose en esta investigación como la plataforma de reserva de hospedaje online más conocida y utilizada.

Palabras Clave. Reserva de Hospedaje Online, Modelo de Ecuaciones Estructurales, SEM, Booking.com, Modelo de Intención de Compra.

Índice de Contenidos

1. PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN	1
2. OBJETIVOS	4
2.1. Objetivo General	4
2.2. Objetivos Específicos	4
3. MARCO TEÓRICO	5
3.1. E-Commerce	5
3.2. Turismo	6
3.3. Hospedaje	7
3.3.1. Crecimiento del hospedaje turístico en Chile	7
3.3.2. Tasa de ocupación de habitaciones en estancias de alojamiento turístico	9
3.4. Sistema de reserva de hospedaje	12
3.4.1. Aplicaciones de reservas de hospedaje	12
3.4.1.1. Booking.com	13
3.4.1.2. Despegar	14
3.4.1.3. Trivago	14
3.4.1.4. Airbnb	15
3.5. Intención de compra	16
3.6. Imagen de la marca	16
3.7. Precio	17
3.8. Confianza	18
3.9. Valor percibido	18
3.10. Modelos relacionados a la selección de reserva de hotel en línea	19
3.10.1. Modelo 1 propuesto por Liu, J. N., & Zhang, E. Y.	19
3.10.2. Modelo 2 propuesto por Chiang, C. F., & Jang, S. S.	20
3.10.3. Modelo 3 propuesto por Lien, C. H., Wen, M. J., Huang, L. C., & Wu, K. L.	22
3.11. Modelo de ecuaciones estructurales (SEM)	25
3.11.1. Componentes	26
3.11.1.1. Variables observadas	26
3.11.1.2. Variables latentes o factores	26
3.11.2. Técnicas de investigación: El modelo analítico factorial	27

3.11.3. Diagrama de senderos	28
3.11.4. Análisis de bondad de ajuste	30
3.11.4.1. Bondad de ajuste absoluto	30
3.11.4.2. Medidas de ajuste incremental del modelo	31
3.11.4.3. Medidas de ajuste de parsimonia	31
4. METODOLOGÍA	33
5. RESULTADOS	38
5.1. Perfil de encuestados	38
5.2. Conocimientos generales sobre reserva de hospedaje online	42
5.3. Modelo de la Intención de Compra	46
5.3.1. Análisis de fiabilidad de escala	48
5.4. Análisis confirmatorio del modelo de Intención de Compra	50
5.5. Modelos modificados de la Intención de Compra	56
5.5.1. Modelo modificado 1: Eliminación ítem IM3	56
5.5.2. Modelo modificado 2: Eliminación ítem IM3 y P1	57
5.5.3. Modelo modificado 3: Eliminación ítem IM3 y V4	58
5.5.4. Modelo modificado 4: Eliminación ítem IM3 e IC1	59
5.5.5. Modelo modificado 5: Eliminación ítem IM3, P1 y V4	60
5.5.6. Modelo modificado 6: Eliminación ítem IM3, P1 e IC1	61
5.5.7. Modelo modificado 7: Eliminación ítem IM3, V4 e IC1	62
5.5.8. Modelo modificado 8: Eliminación ítem IM3, P1, V4 e IC1	63
5.5.9. Modelo modificado 9: Eliminación ítem P1	64
5.5.10. Modelo modificado 10: Eliminación ítem P1 y V4	65
5.5.11. Modelo modificado 11: Eliminación ítem P1 e IC1	66
5.5.12. Modelo modificado 12: Eliminación ítem P1, V4 e IC1	67
5.5.13. Modelo modificado 13: Eliminación ítem V4	68
5.5.14. Modelo modificado 14: Eliminación ítem V4 e IC1	69
5.5.15. Modelo modificado 15: Eliminación ítem IC1	70
5.5.16. Comparación de modelos	71
5.6. Análisis modelo principal	72
5.6.1. Comparación con resultado de los autores	77
6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	80
Bibliografía	86

Índice de Tablas

4.1. Parte 1 encuesta: Aspectos generales sobre canales de reserva de hospedaje	36
4.2. Parte 2 encuesta: Percepción de Booking.com	37
4.3. Parte 3 encuesta: Información demográfica	37
5.1. Género con el que se identifican personas encuestadas Fuente: Elaboración propia	38
5.2. Edad de las personas encuestadas Fuente: Elaboración propia	39
5.3. Estado civil de las personas encuestadas Fuente: Elaboración propia	40
5.4. Especificación del estado civil: "Otro" Fuente: Elaboración propia	40
5.5. Nivel educacional alcanzado por las personas encuestadas Fuente: Elaboración propia	41
5.6. Rango de ingresos mensuales de las personas encuestadas Fuente: Elaboración propia	41
5.7. Utilización de sitios web para planificar estadía de viajes Fuente: Elaboración propia	43
5.8. Frecuencia con que se ha reservado hospedaje en línea en los últimos 12 meses Fuente: Elaboración propia	43
5.9. Cantidad de páginas web utilizadas para buscar información del hospedaje Fuente: Elaboración propia	44
5.10. Conocimiento de las personas encuestadas sobre aplicaciones de hospedaje online Fuente: Elaboración propia	45
5.11. Utilización de las personas encuestadas sobre aplicaciones de hospedaje online Fuente: Elaboración propia	45
5.12. Alfa de Cronbach modelo inicial Fuente: Elaboración propia	49
5.13. Alfa de Cronbach si se elimina algún elemento Fuente: Elaboración propia	50
5.14. Grados de libertad del modelo SEM Fuente: Elaboración propia	52
5.15. Estimadores de regresión y significancia de variables latentes	53
5.16. Resultados análisis de bondad de ajuste Fuente: Elaboración propia	55
5.17. Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 1 Fuente: Elaboración propia	56
5.18. Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 2 Fuente: Elaboración propia	57
5.19. Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 3 Fuente: Elaboración propia	58

5.20. Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 4 Fuente: Elaboración propia	59
5.21. Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 5 Fuente: Elaboración propia	60
5.22. Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 6 Fuente: Elaboración propia	61
5.23. Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 7 Fuente: Elaboración propia	62
5.24. Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 8 Fuente: Elaboración propia	63
5.25. Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 9 Fuente: Elaboración propia	64
5.26. Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 10 Fuente: Elaboración propia	65
5.27. Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 11 Fuente: Elaboración propia	66
5.28. Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 12 Fuente: Elaboración propia	67
5.29. Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 13 Fuente: Elaboración propia	68
5.30. Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 14 Fuente: Elaboración propia	69
5.31. Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 15 Fuente: Elaboración propia	70
5.32. Estimadores AIC Fuente: Elaboración propia	72
5.33. Cuadro comparativo de los R^2 de los modelos original y principal Fuente: Elaboración propia	74
5.34. Grados de libertad del modelo principal SEM Fuente: Elaboración propia	75
5.35. Estimadores de regresión y significancia de variables latentes del modelo principal Fuente: Elaboración propia	75
5.36. Estimadores de regresión estandarizados de las variables observadas en el modelo principal Fuente: Elaboración propia	77
5.37. Comparación resultados autores y estudio Fuente: Elaboración propia	78
5.38. Resultados hipótesis de relaciones indirectas del autor Fuente: Elaboración propia	79

Índice de Figuras

3.1. Figura 1: Evolución 12 meses pernотaciones a nivel nacional (julio 2017-mayo 2019). (Fuente: Instituto Nacional de Estadísticas (2019)	8
3.2. Pernотaciones según región, mayo 2019 (Fuente: Instituto Nacional de Estadísticas (2019)	8
3.3. Ranking regional de tasa de ocupación en habitaciones (Fuente: Instituto Nacional de Estadísticas (2019)	9
3.4. Tasa de ocupación de habitaciones y variación según destinos turísticos (Fuente: Instituto Nacional de Estadísticas (2019)	10
3.5. Cuadro resumen de las estadísticas de alojamiento para mayo 2019 (Fuente: Instituto Nacional de Estadísticas (2019)	11
3.6. Cronología Trivago Fuente: Trivago. Recuperado de https://company.trivago.com/our-story/)	15
3.7. Diagrama modelo 1: Factores que afectan la selección de canales de reserva online de hoteles. Fuente: Liu y Zhang (2014)	19
3.8. Diagrama modelo 2: Factores que afectan la intención de compra en la reserva online de hoteles. Fuente: Chiang y Jang (2007)	21
3.9. Modelo 3 propuesto: Factores que afectan la intención de compra en la reserva online de hoteles. Fuente: Lien et al. (2015)	23
5.1. Modelo inicial realizado en SPSS AMOS Fuente: Elaboración Propia . .	47
5.2. Resultados modelo de ecuaciones estructurales de la intención de compra Fuente: Elaboración propia	51
5.3. Resultados modelo principal Fuente: Elaboración propia	73

1 | PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

Los últimos años se han caracterizado por un desarrollo exponencial en las tecnologías, afectando la vida de todas las personas ya sea de forma directa o indirecta. Dentro de los desarrollos y mejoras que destacan se encuentran las aplicaciones y páginas web, para todo tipo de cosas, sin embargo, lo que es de interés para este trabajo consiste en aquellas para reservas de hospedajes, que logran facilitar la vida de muchas personas debido a características como accesibilidad y percepción de uso. “Con los avances en tecnologías móviles, la reserva móvil de hoteles (MHB) se ha convertido en un importante distribuidor en el canal para hoteles y agencias de viajes en línea” ([Ozturk et al., 2016a](#)).

“Los actores de la industria hotelera están dedicando más tiempo y esfuerzo al desarrollo de sitios web” ([Law et al., 2010](#)). Precisamente, según indican [Bilgihan y Bujisic \(2015\)](#) la distribución en línea de servicios, que incluyen habitaciones de hotel, vuelos, paquetes de viaje, boletos de atracción, cruceros y alquiler de autos, ha ido en aumento debido a los beneficios que perciben tanto los viajeros como las empresas. Más aún, “Internet se encuentra entre los canales más importantes para la distribución de habitaciones de hotel. Por lo tanto, adoptar una estrategia efectiva de comercio electrónico es una cuestión clave para la industria hotelera” ([Law et al., 2014](#)).

Determinar las características que los consumidores aprecian en las aplicaciones de reservas y que hacen que se mantengan leales a estas y no las cambien por otras es de suma importancia para las empresas dueñas de dichas aplicaciones (pudiendo ser estas propias de los hoteles o externas como Booking.com). En cuanto a las aplicaciones y páginas web como medios de reservas de hoteles “generan una pequeña porción de las reservas totales de hoteles, pero la aceptación y popularidad aumentan exponencialmente a medida que más personas se alejan de los escritorios y se sienten cómodas al reservar sus reservas de

viaje en dispositivos móviles” (Ozturk et al., 2016a).

Muchas de estas aplicaciones, si bien están disponibles para páginas web, también existen versiones para smartphone, lo que en la actualidad es de gran relevancia debido al nivel de personas que posee uno y el uso que se les da. Cabe destacar que ya en el 2014, se informó que más del 70 % de las personas poseen un teléfono inteligente en los Estados Unidos y estos se han convertido en el elemento básico de la vida cotidiana. Por su parte en Chile, según informa la Subsecretaría de Comunicaciones de Chile en su página web¹ existen 25.700.226 números de teléfonos móviles operativos a junio del 2019.

Según un estudio, más del 15 % de las reservas hoteleras provinieron de dispositivos móviles en el primer trimestre de 2014. Además, en comparación con la primera mitad de 2013, las reservas de escritorio disminuyeron un 5 %, mientras que las reservas móviles aumentaron un 86 % en el mismo período de 2014 (Ozturk et al., 2016b).

Por otra parte, a medida que más viajeros han empezado a confiar en sus dispositivos móviles para investigar viajes y reservar hoteles a un ritmo tan rápido, muchas empresas han adoptado una presencia móvil en línea en un intento de satisfacer esta creciente demanda. De acuerdo con esto se tiene, por ejemplo, un estudio realizado por TripBarometer by Tripadvisor en 2013, donde el 74 % de las instalaciones del hotel pensaron que era importante ofrecer la oportunidad de realizar reservas móviles a sus clientes. Otra encuesta de TravelClick en 2014 indicó por comunicados de prensa que alrededor del 50 % de los hoteles encuestados tienen una aplicación que permite a los usuarios reservar salas a través de sus dispositivos móviles, y del 44 % restante, el 23 % planea agregar funciones de reserva a su sitio móvil.

Estas estadísticas demuestran claramente que la reserva móvil ha cambiado drásticamente los canales de distribución para hoteles y agencias de viaje online (OTA por su sigla en inglés) en los últimos años y se estima que la reserva móvil se convertirá en el canal de distribución predominante para hoteles y OTA en el futuro cercano (Ozturk et al., 2016b).

No obstante, cabe destacar que “al hacer la reserva, los sujetos informan un cambio del uso de tabletas y teléfonos inteligentes a las PC. Las tabletas y los teléfonos inteligentes tienen un mayor uso en el proceso de búsqueda, pero menos al hacer la reserva final”

¹Recuperado de: <https://url2.cl/kAc61>

(Murphy et al., 2016). “Esto confirma que, al buscar alojamiento en un hotel, los viajeros sí adoptan un enfoque multidispositivo” (Murphy et al., 2016).

De esta forma, es de gran importancia comprender el comportamiento y las intenciones de uso continuo de los usuarios de esta tecnología y por ende los factores influyentes en la selección de un canal para reserva de hospedaje incluyendo web o aplicación. Con lo anterior se pretende abarcar preguntas como: ¿Qué características influyen en la selección de un canal por sobre otro? ¿Existe algún factor decisivo en la intención de uso de un canal? ¿Qué característica es más importante para los usuarios? ¿Existe relación o compatibilidad entre las características? ¿En qué nivel influye cada una de dichas características? ¿Cómo se puede mejorar los servicios actuales? ¿Qué características tienen los usuarios de estas aplicaciones y páginas web? ¿Existe una diferenciación entre los usuarios?

2 | OBJETIVOS

2.1. Objetivo General

Realizar un análisis de los factores que influyen en la intención de uso de la aplicación para reserva de hospedaje Booking.com por medio de técnicas de estudio de consumidores con el fin de determinar su comportamiento y preferencia frente a diversas características de la aplicación.

2.2. Objetivos Específicos

- Caracterizar el perfil de los encuestados según sus características demográficas expresadas.
- Analizar el entorno y conocimiento de las aplicaciones de reserva de hospedaje con el fin de identificar el contexto del estudio.
- Determinar las variables que influyen en la intención de uso de los usuarios al momento de reservar hospedaje.
- Analizar cómo se articulan las variables para predecir la intención de uso de aplicaciones de reserva de hospedaje.

3 | MARCO TEÓRICO

3.1. E-Commerce

El e-Commerce o comercio electrónico es un método de compraventa de bienes, productos o servicios utilizando como medio para esto el internet, vale decir, comerciar de manera online, ya sea por páginas web, aplicaciones, redes sociales, entre otras. Esta modalidad de comercio se ha vuelto muy popular con el crecimiento de Internet y la banda ancha, así como por el creciente interés de los usuarios a comprar por Internet. En el caso de Chile, actualmente cuenta con una base muy grande y eso ha hecho que cada vez uno vea los porcentajes que van equilibrándose en su crecimiento.

Por otro lado, es posible mencionar diversas ventajas del e-Commerce con respecto al comercio tradicional, como por ejemplo su disponibilidad de 24 horas durante los 365 días del año para el cliente, se logra eliminar barreras geográficas para el cliente, asimismo, se tiene una ventaja competitiva respecto al comercio tradicional, posibilidad de segmentar a los clientes al trabajar de forma online, mejorando la comunicación y a su vez pudiendo obtener la información necesaria para lanzar campañas especializadas.

No obstante, también es posible encontrar desventajas en este método, principalmente si lo que se ofrece son productos físicos. De esta forma, uno de los principales problemas corresponde en contar con un stock de productos para satisfacer la demanda de los compradores, sin embargo, no se tiene una certeza de qué producto se venderá más, además de no contar siempre con un espacio físico de almacenamiento suficiente. Por otro lado, el aumento significativo de este tipo de comercio conlleva a su vez un aumento en la competencia. Por último, dependiendo de la zona geográfica, es posible encontrarse con

problemas para realizar las entregas a los clientes, debiendo incurrir en ocasiones en gastos mayores y debiendo evaluar la zona de cobertura.

Como último punto a considerar sobre el comercio electrónico, es que existen diversos tipos dependiendo de la relación que tienen las partes, estos son:

- Business-to-Business (B2B): Empresas que comercian con otras empresas u organizaciones.
- Business-to-Consumer (B2C): Empresas que comercian con consumidores
- Business-to-Government (B2G): Empresas que comercian con instituciones del gobierno.
- Consumer-to-Consumer (C2C): Comercio entre particulares, vale decir, consumidores que compran y venden a otros clientes.
- Consumer-to-Business (C2B): Consumidores que venden a negocios.

Sin embargo, el que es de interés para este estudio corresponde al B2C, correspondiente al más habitual de los recién mencionados y que está orientado a ventas destinadas al consumidor final.

3.2. Turismo

Según señala la Organización Mundial del Turismo en su página web², el turismo es un fenómeno social, cultural y económico relacionado con el movimiento de las personas a lugares que se encuentran fuera de su lugar de residencia habitual por motivos personales o de negocios/profesionales. Estas personas se denominan visitantes (que pueden ser turistas o excursionistas; residentes o no residentes) y el turismo tiene que ver con sus actividades, de las cuales algunas implican un gasto turístico.

De esta forma, el turismo conlleva efectos tanto en la economía como en el entorno del lugar visitado, ya sea natural o edificado, en los habitantes de la zona visitada y en los mismos turistas.

²<https://media.unwto.org/es/content/entender-el-turismo-glosario-basico>

3.3. Hospedaje

Según define la página web DefiniciónABC³, hospedaje proviene de la palabra hospedar que corresponde a recibir o alojar huéspedes, por lo tanto, hace referencia al servicio que se presta de permitir que una persona o grupo de personas acceda a un establecimiento de alojamiento a cambio de una tarifa, aunque pudiendo ser gratis en ciertas ocasiones. Cabe destacar que se da principalmente en situaciones turísticas, en donde el establecimiento puede corresponder a un hotel, hostel, cabaña, departamento, pieza, entre otras opciones, y en donde la tarifa depende generalmente de la calidad de dicho lugar y los servicios incorporados, pudiendo ser muy exclusiva o más bien barata y accesible.

3.3.1. Crecimiento del hospedaje turístico en Chile

Con el fin de identificar el crecimiento o disminución que ha tenido el turismo en nuestro país, se presentan a continuación datos correspondientes a la Encuesta Mensual de Alojamiento Turístico para mayo del 2019, publicada por el [Instituto Nacional de Estadísticas \(2019\)](#) y que representan una medición mensual de los establecimientos que prestan el servicio de alojamiento por periodos inferiores a un año y que los pasajeros hayan pernoctado (o alojado) al menos una noche en el establecimiento.

A nivel nacional se tiene que, en mayo del presente año el número de noches que pasajeros alojan en algún establecimiento de alojamiento, vale decir, de pernoctaciones aumentó a un total de 1.644.586, lo que equivale a un incremento del 6,3 % en doce meses, y que se explicó debido a la expansión interanual en las pernoctaciones de pasajeros residentes en el extranjero y en Chile, con 11,7 % y 3,6 % respectivamente.

A continuación, se presenta un gráfico sobre el número de pernoctaciones y la variación porcentual de los últimos doce meses.

³para mayor información en el link <https://www.definicionabc.com/general/hospedaje.php>

■ Evolución pernoctaciones a nivel nacional Pernoctaciones (millones) y variaciones 12 meses (julio 2017 - mayo 2019)

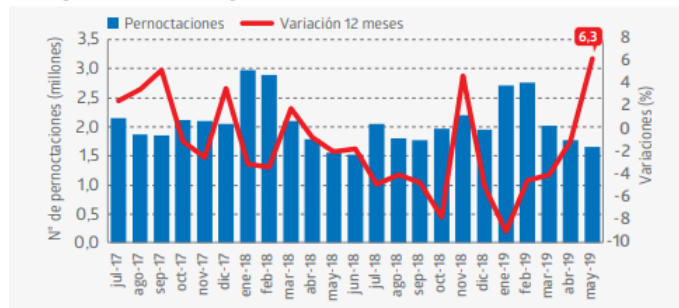


Figura 3.1: Figura 1: Evolución 12 meses pernoctaciones a nivel nacional (julio 2017- mayo 2019).
(Fuente: Instituto Nacional de Estadísticas (2019))

Como es de esperar, la fluctuación no es igual para cada región del país, existiendo zonas en donde la variación con respecto a la misma fecha del año previo es negativa. El detalle para cada región viene dado a continuación:

	Arica y Parinacota	Tarapacá	Antofagasta	Atacama	Coquimbo	Valparaíso	Metropolitana	O'Higgins	Maule	Ruble	Biobío	La Araucanía	Los Ríos	Los Lagos	Aysén	Magallanes
TOTAL	31.802	55.150	145.093	36.891	79.579	164.812	623.496	45.248	42.177	43.478	88.549	57.543	43.655	125.910	20.918	40.286
VAR. 12M (%)	5,9	-7,8	4,0	-10,9	-4,1	7,9	15,1	-5,7	7,6	58,9	10,2	-25,0	7,3	4,0	-14,6	-2,5

Figura 3.2: Pernoctaciones según región, mayo 2019
(Fuente: Instituto Nacional de Estadísticas (2019))

Como es posible observar en la figura 3.2, quien tiene una peor variación corresponde a la región de La Araucanía, con -25 % con respecto a mayo 2018, que corresponde a 57.543 pernoctaciones. No obstante, dicha disminución sumada a la de 6 comunas más con variación negativa no logran ser suficientes para la variación total del país en cuanto a las pernoctaciones, más específicamente, se tiene que “el mayor nivel de pernoctaciones se registró en la Región Metropolitana (623.496), con una expansión de 15,1 % en relación a mayo de 2018, seguida por Valparaíso (164.812) que presentó un crecimiento de 7,9 %.” (Instituto Nacional de Estadísticas, 2019).

3.3.2. Tasa de ocupación de habitaciones en estancias de alojamiento turístico

De acuerdo con los datos registrados por el [Instituto Nacional de Estadísticas \(2019\)](#) (mayo de 2019), se registró a nivel nacional una tasa de ocupación en habitaciones de 33,4 %, expandiéndose 0,76 pp. en doce meses. Con respecto a lo recién señalado, se debe tener en cuenta que los establecimientos clasificados como hotel obtuvieron una tasa de ocupación de 43,8 %, con un aumento de 1,17 pp., mientras que los clasificados como otros alcanzaron una tasa de ocupación de 17,9 %, aumentando 0,23 pp. interanualmente.

Por otro lado, al separar dicho análisis según las regiones del país, se observa que la mayor tasa de ocupación en habitaciones se registró en la Región Metropolitana con una variación del 57,8 %, donde la tasa de ocupación de los establecimientos clasificados como hotel fue de 61,8 % y otros de 33,5 %. A continuación, se presenta una tabla resumen con los datos correspondientes para cada región:

Ranking	Región	Tasa (%)	Var. 12M (pp.)*
	Total nacional	33,4	0,76
1	Metropolitana	57,8	0,39
2	Antofagasta	38,7	-2,38
3	Biobío	35,8	3,45
4	Tarapacá	32,2	0,08
5	Arica y Parinacota	29,1	-0,51
6	Los Ríos	27,5	1,77
7	Ñuble	27,5	5,74
8	Coquimbo	26,6	-1,46
9	Atacama	25,7	-2,41
10	Magallanes	24,6	0,54
11	Los Lagos	24,1	0,58
12	O'Higgins	24,0	-1,14
13	La Araucanía	22,0	-2,78
14	Valparaíso	21,7	3,10
15	Maule	18,9	3,04
16	Aysén	16,7	-3,02

(*) Dado que la tasa de ocupación en habitaciones es un porcentaje, la variación en doce meses se explica por la diferencia entre las dos tasas, expresada en puntos porcentuales.

Figura 3.3: Ranking regional de tasa de ocupación en habitaciones (Fuente: Instituto Nacional de Estadísticas (2019))

Como se puede observar en la figura 3.3, Antofagasta (38,7 %) se ubicó en segundo lugar, asimismo, en doce meses, los crecimientos más destacados en la tasa de ocupación se presentaron en la Región de Ñuble, Biobío y Valparaíso. Por el contrario, las principales disminuciones se observaron en la Región de Aysén del Gral. Carlos Ibáñez del Campo y la Región de La Araucanía.

Ahora bien, si se vuelve a analizar, esta vez por destino turístico, se tiene que los destinos turísticos con las tasas de ocupación en habitaciones más altas fueron Santiago urbano, Antofagasta y Concepción y alrededores. Lo anterior se aprecia en el siguiente gráfico:

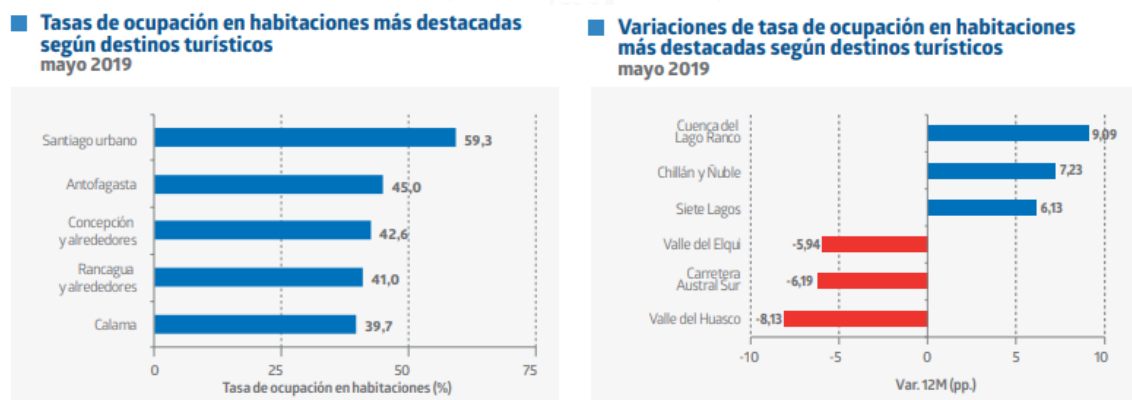


Figura 3.4: Tasa de ocupación de habitaciones y variación según destinos turísticos
(Fuente: Instituto Nacional de Estadísticas (2019))

Si bien es importante saber la tasa de ocupación de las habitaciones, también se debe considerar el ingreso por habitación disponible de los establecimientos de alojamiento turístico, el cual a nivel nacional para la misma fecha evaluada anotaron un RevPAR⁴ nacional de \$17.791, aumentando 6,4 % en doce meses. Los establecimientos de clase hotel alcanzaron un ingreso por habitación disponible de \$25.970, presentando una expansión de 6,4 %, mientras que los de clase otros obtuvieron un RevPAR de \$5.678, aumentando 7,2 % interanualmente.

Del mismo modo, la tarifa promedio diaria, ADR⁵, de los establecimientos de aloja-

⁴Revenue Per Available Room (RevPAR) corresponde al ingreso promedio por habitación disponible y se expresa en pesos chilenos corrientes.

⁵Por su significado en inglés Average Daily Rate (ADR) es la tarifa promedio diaria de la unidad de alojamiento ocupada y se expresa en pesos chilenos corrientes. Para fines analíticos, este indicador es considerado como la tarifa promedio mensual de una unidad de alojamiento ocupada.

miento turístico alcanzaron los \$53.301 a nivel nacional, aumentando 3,9 % en doce meses. De lo anterior, se debe tener en cuenta que los establecimientos clasificados como hotel registraron una tarifa promedio de \$59.247, expandiéndose 3,6 %, mientras que los de clase otros alcanzaron un ADR de \$31.731, aumentando 5,9 % respecto al mismo mes del año anterior. Al analizar este parámetro por región, se obtuvo que los mayores ADR se consignaron en Valparaíso, Metropolitana y Antofagasta. Por su parte, la región con el principal crecimiento del ADR en doce meses fue Biobío, mientras que Maule tuvo el descenso más importante. Como último punto a mencionar corresponde al análisis por destino turístico donde los que obtuvieron un ADR más altos fueron San Pedro de Atacama, Torres del Paine y Puerto Natales y Araucanía Lacustre.

A continuación, se deja al lector un cuadro resumen de las principales estadísticas mencionados en este ítem.

	Total nacional	Var. 12M (%)
Pernotaciones⁴ (según residencia)		
Total	1.644.586	6,3
Chile	1.074.354	3,6
Extranjero	570.232	11,7
Llegadas⁴ (según residencia)		
Total	833.693	7,1
Chile	563.671	1,0
Extranjero	270.022	22,5
Estancia media[*] (según residencia)		
Total	1,97	-0,7
Chile	1,91	2,6
Extranjero	2,11	-8,8
RevPAR		
Total	\$ 17.791	6,4
Hotel ⁵	\$ 25.970	6,4
Otros ⁶	\$ 5.678	7,2
ADR		
Total	\$ 53.301	3,9
Hotel ⁵	\$ 59.247	3,6
Otros ⁶	\$ 31.731	5,9

Figura 3.5: Cuadro resumen de las estadísticas de alojamiento para mayo 2019
(Fuente: Instituto Nacional de Estadísticas (2019))

3.4. Sistema de reserva de hospedaje

Con el fin de poder asegurar una estancia, es posible realizar una reserva del lugar en que se desea hospedar, con lo cual es posible asegurar un cupo en la fecha de ingreso hasta la de salida o check out. Lo anterior es posible realizarlo de diversas formas, como por llamado telefónico, directamente en la página web de la estancia si es que posee, por agencias de viaje, o por aplicaciones dedicadas a la reserva de hospedaje. “Se han desarrollado varios canales de reserva de hotel en línea, incluidos sitios web de hoteles y sitios web de OTA (agencias de viajes en línea)” (Liu y Zhang, 2014).

Este último método, correspondiente a un tipo de e-commerce B2C, ha ido en aumento a lo largo del tiempo gracias al desarrollo de la tecnología, pero además por la facilidad de uso con que se caracterizan, manteniendo los precios y pudiendo encontrarlos a un mejor precio y con ofertas especiales.

Estas aplicaciones se encargan de realizar las gestiones necesarias con los establecimientos de alojamiento, facilitando el trabajo al usuario y respetando las políticas con que cuenta cada uno de estos, como por ejemplo cancelaciones gratis hasta cierta fecha, modificaciones en la reserva, etc., al mismo tiempo que otorgan información detallada de las ofertas que poseen, con calificaciones y comentarios de usuarios anteriores.

3.4.1. Aplicaciones de reservas de hospedaje

Las aplicaciones de reserva han ido cambiando y perfeccionándose, por un lado, en una primera generación “proporcionaron información del hotel, como ubicación, comodidades e instalaciones, ahora los sitios móviles del hotel y las aplicaciones móviles no solo permiten a los viajeros acceder a la información y los servicios del hotel, sino que también les permiten a los viajeros reservar sus habitaciones mientras viajan” (Ozturk et al., 2016a).

De esta forma, muchos de los establecimientos de alojamiento cuentan con su propio sitio web con la posibilidad de realizar reservas directamente, “los beneficios generales para los clientes cuando usan aplicaciones de hotel incluyen acceso conveniente a información y servicios de hotel y destino, contenido entretenido y poder para organizar los servicios del hotel” (Kim, 2016). Sin embargo, también existen aplicaciones que se especializan en

realizar este tipo de servicio, caracterizadas por incluir diversas opciones de alojamiento en diversas partes del mundo, con distintos rangos de precios, servicios incluidos, entre otros.

Así, logra hacer más fácil el proceso de reservar alojamiento, en especial cuando no se tiene claridad del establecimiento a escoger, presentando todas las opciones disponibles para las circunstancias requeridas, dícese de fecha de ingreso y salida, cantidad de pasajeros, presupuesto, etc. Dentro de las aplicaciones más conocidas se encuentran Booking.com, Despegar, Trivago y Airbnb, las cuáles se presentan a continuación.

3.4.1.1. Booking.com

Según señala la empresa Booking.com en su página web⁶ fue fundada en 1996 en Ámsterdam, en donde pasó de ser una pequeña start-up en los Países Bajos a convertirse en una de las empresas de e-commerce más grandes del mundo. Asimismo, señala que actualmente esta empresa forma parte de Booking Holdings Inc., líder mundial en viajes online y servicios relacionados, siendo la tecnología digital su apuesta para que viajar sea más fácil, teniendo como misión poner el mundo al alcance de todos, de esta forma, conecta a los viajeros con la oferta más amplia de alojamientos de todo tipo como departamentos, casas, resorts de lujo, bed & breakfasts, entre otros.

Cabe destacar que, con el fin de cumplir su misión, Booking.com ya sea en formato web o como aplicación para smartphone está disponible en más de 40 idiomas y ofreciendo 29.084.871 (veintinueve millones ochenta y cuatro mil ochocientos setenta y uno) opciones de alojamiento en total, en 153.606 (ciento cincuenta y tres mil seiscientos seis) destinos de 227 (doscientos veintisiete) países y territorios en todo el mundo.

Asimismo, su expansión ha llegado al punto de que cada día se reservan más de 1.550.000 (un millón quinientos cincuenta mil) noches en su plataforma, siendo la razón de la reserva por ocio o negocios. Se caracteriza por permitir a sus usuarios reservar de forma fácil y rápida un alojamiento sin gastos de gestión. Booking.com asegura que sus clientes no pagarán de más al elegir su aplicación como medio de reserva, de igual forma, su equipo de asistencia está a disposición de los clientes las 24 horas, los 7 días de la semana en los más de 40 idiomas con que cuenta, ofreciendo entonces un servicio al cliente constante.

⁶Recuperado de: <https://www.booking.com/content/about.es.html>

3.4.1.2. Despegar

Esta empresa de viajes online, llamada previamente Despegar.com, cuenta con 20 años en el mercado, operando en 20 países de la región, siendo actualmente líder en Latinoamérica. De acuerdo con lo que indica Despegar en su web⁷, su propósito consiste en acompañar a los latinoamericanos desde el momento en que sueñan con viajar hasta cuando están compartiendo recuerdos. De esta forma, gracias a su fuerte apuesta por el desarrollo tecnológico, ofrece una experiencia personalizada para más de 18 millones de clientes. No obstante, cabe destacar que el objetivo inicial de esta empresa fue evitar que los viajeros hicieran largas filas en las ventanillas de las aerolíneas para conseguir un vuelo.

Asimismo, como muchos proyectos de Internet buscó expandirse rápidamente y en 10 meses abrió 9 oficinas en las principales ciudades de Latinoamérica. De esta forma, fue una de las primeras firmas en otorgar la posibilidad a los usuarios de comprar online un vuelo y reservar una habitación en un hotel en Internet, ampliándose posteriormente y sumando otros servicios como el alquiler de vehículos y viajes en cruceros. Hoy es la agencia con mayor presencia en la región y líder en ventas, traducido en números, para 2016 la empresa ya era capaz de brindar a millones de latinoamericanos el acceso a más de 200.000 hoteles, 500 líneas aéreas internacionales, 150 opciones de rutas de cruceros, 452 empresas de alquiler de autos y posibles combinaciones de hasta 500.000 paquetes diarios.

3.4.1.3. Trivago

Según indica Trivago en su historia⁸, fue ideada inicialmente en 2005 en Düsseldorf, Alemania por 3 amigos universitarios y posteriormente fundada en 2006, con solo 1,4 millones de euros de inversión inicial, se ha convertido en una de las empresas más notables de Europa, con una valoración de alrededor de 8.000 millones de euros, alcanzando actualmente su operación en 55 mercados globales y empleando a más de 1.200 personas.

El secreto detrás del éxito atípico de Trivago no solo se atribuye a nuestro enfoque en el aprendizaje automático y la inteligencia artificial, sino también a una cultura empresarial basada en el aprendizaje humano y la inteligencia emocional. Este equilibrio continúa

⁷Recuperado de: <https://www.despegar.com/media-kit/#/category/business>

⁸Recuperado de: <https://company.trivago.com/our-story/>

atrayendo a los mejores talentos de todos los rincones del mundo.

De igual modo, mencionan que su equipo de empresarios creativos e impulsados se unen para construir una búsqueda de hoteles que se caracterice por su rapidez, ser intuitiva e imparcial, teniendo como misión ser la primera e independiente fuente de información del viajero para encontrar el hotel ideal. De esta forma, pretender permitir a sus publicistas de las empresas asociadas, hacer crecer sus negocios al acceder a su amplia audiencia de usuarios mensuales, ya sea desde hoteleros independientes hasta las cadenas más grandes, contando actualmente con más de 3 millones de hoteles y alternativas de alojamiento en 190 países.

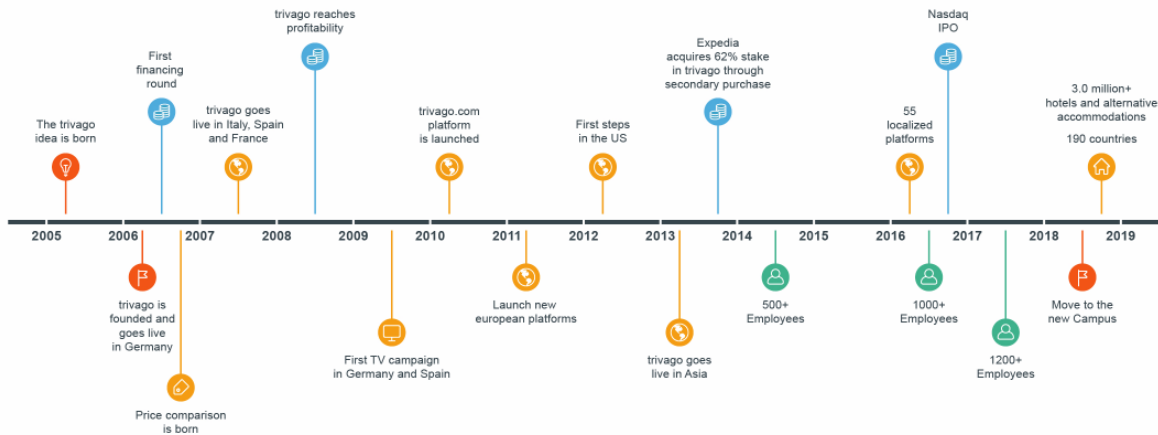


Figura 3.6: Cronología Trivago

Fuente: Trivago. Recuperado de <https://company.trivago.com/our-story/>

3.4.1.4. Airbnb

Una de las aplicaciones más recientes en este ámbito, y tal como menciona Airbnb en su web⁹ la idea inició en 2008, cuando dos diseñadores que tenían un espacio adicional decidieron hospedar a tres viajeros que buscaban un lugar donde alojarse. Actualmente existen millones de anfitriones y viajeros optan por crear una cuenta gratuita en la aplicación y así poder anunciar sus espacios y reservar alojamientos únicos en cualquier parte del mundo.

Cabe destacar que, según señala, la empresa vela por la seguridad verificando los

⁹Recuperado de:
<https://www.airbnb.cl/help/article/2503/qué-es-airbnb-y-cómo-funciona>

perfiles y anuncios de manera personal, manteniendo un sistema inteligente de mensajería para que anfitriones y huéspedes puedan comunicarse con seguridad, administrando una plataforma confiable para recaudar y transferir los pagos. De igual modo, cuentan con asistencia las 24 horas del día, los 7 días de la semana, en 11 idiomas distintos, de forma que sus usuarios puedan encontrar las respuestas a sus preguntas más frecuentes sobre Airbnb en su “Centro de ayuda” pero también ayudar a resolver asuntos relacionados con reservaciones, pagos, reembolsos, garantía para anfitriones, programa de seguros para alojamientos y experiencias, entre otros.

3.5. Intención de compra

“La intención de compra es la probabilidad de que un cliente compre un producto o servicio en particular” (Dodds et al., 1991).

Se considera como un predictor vital del comportamiento real de compra y esta relación ha sido examinada empíricamente en la industria hotelera y turística. En la reserva de hotel en línea, la intención de compra refleja el deseo de un consumidor de reservar una habitación a través del sitio web del hotel (Lien et al., 2015).

Cabe destacar que hay muchos factores que pueden ser determinantes en la intención de compra de un producto o servicio, específicamente sobre el tema recientemente mencionado “investigaciones anteriores han demostrado que la imagen de marca, el precio, la confianza y el valor son las fuerzas impulsoras de las intenciones de compra en línea” (Lien et al., 2015).

3.6. Imagen de la marca

“La imagen de marca es un antecedente significativo de la calidad percibida. Establecer una imagen de marca positiva es indispensable para los hoteles que buscan una evaluación favorable de la calidad y la confianza de los clientes” (Chiang y Jang, 2007).

“La imagen de marca es un factor determinante que afecta las percepciones subjetivas de los clientes y los comportamientos consiguientes” (Ryu et al., 2008). Asimismo, según

señala [Zeithaml \(1988\)](#), es una señal circunstancial cuando los consumidores evalúan un producto / servicio antes de comprar.

3.7. Precio

“Desde la perspectiva del consumidor, el precio es lo que se entrega o se sacrifica para obtener un producto.” ([Zeithaml, 1988](#)). Para este contexto, lo que se entrega o sacrifica específicamente corresponde a dinero, independiente del tipo de moneda. “Los consumidores no siempre recuerdan los precios reales de los productos. En cambio, codifican los precios de manera que sean significativos para ellos” ([Zeithaml, 1988](#)). “El precio es siempre un atributo importante de un producto. Como una consideración importante en la toma de decisiones de compra, la mayoría de los clientes valorarán el precio percibido en la decisión de compra” ([Chiang y Jang, 2007](#)).

Por otro lado, dada la gran oferta que hay en el ámbito de estudio de este trabajo es que los consumidores también son capaces de formar una percepción de precio entre sus distintas opciones. “En las compras en línea, los clientes tienden a comparar los precios objetivos (precio ofrecido por el proveedor actual) con los precios de referencia (precio ofrecido por otros proveedores) y luego forman su percepción del precio” ([Kim et al., 2012](#)).

Muchos clientes abandonarán un sitio web de reserva de productos de viaje en línea si el precio total fue más alto de lo que están dispuestos a pagar, mientras que es más probable que compren la habitación, si el precio proporcionado es más bajo que su precio estándar interno. Muchos clientes abandonarán un sitio web de reserva de productos de viaje en línea si el precio total fue más alto de lo que están dispuestos a pagar, mientras que es más probable que compren la habitación, si el precio proporcionado es más bajo que su precio estándar interno ([Liu y Zhang, 2014](#)).

3.8. Confianza

“La confianza es una de las características centrales de las relaciones comprador-vendedor” (Lien et al., 2015). “Se genera cuando el cliente tiene seguridad en la fiabilidad e integridad de un proveedor de servicios” (Kim et al., 2009).

Por otro lado, “la confianza de los consumidores en los proveedores de servicios puede ayudar a reducir su riesgo cognitivo e inseguridad y, por lo tanto, permitir el mantenimiento de la relación a largo plazo” (Gefen, 2000). De esta forma, “cuanto más confía un cliente en un sitio web, menor es el riesgo de transacción en línea percibido y mayor es la intención de comprar en ese sitio web” (Mansour et al., 2014).

En la reserva de hotel en línea, los clientes pueden ser vulnerables a los alojamientos y servicios proporcionados por los hoteleros. Los clientes esperan que el hotel brinde los servicios según lo prometido en el sitio web y la expectativa depende de la confianza que el cliente tenga en el hotel. Por lo tanto, un hotel puede emplear la confianza como una poderosa herramienta de marketing para fidelizar a los clientes (Lien et al., 2015).

De esta forma, “cuando los clientes confían en el vendedor, él / ella estará más dispuesto a aceptar precios más altos en la habitación durante la reserva a través del sitio web” (Polites et al., 2012).

3.9. Valor percibido

“Lo que constituye valor incluso en una sola categoría de producto parece ser muy personal e idiosincrásico” (Zeithaml, 1988), de esta forma, “el valor percibido es la evaluación general del consumidor de la utilidad de un producto basada en percepciones de lo que se recibe y lo que se da” (Zeithaml, 1988). De esta forma, y relacionado con el tema de interés de este estudio, “las diferentes clases de hoteles ofrecen niveles significativamente diferentes de valor para el cliente en términos de reputación de calidad y prestigio.” (Nasution y Mavondo, 2008).

Asimismo, según señala Lee (2005), se identificaron dos tipos de valores de compra en línea: valor utilitario y valor experimental. El valor utilitario es una evaluación general

de los beneficios funcionales que incluyen el ahorro de precios, la excelencia del servicio, el ahorro de tiempo y las dimensiones de selección de mercancías. Mientras que el valor experimental, [Lee \(2005\)](#), señala que es una representación general de los beneficios experimentales del entretenimiento, el atractivo visual y la interactividad involucrada con las compras en línea.

3.10. Modelos relacionados a la selección de reserva de hotel en línea

3.10.1. Modelo 1 propuesto por Liu, J. N., & Zhang, E. Y.

El primer modelo expuesto, desarrollado por [Liu y Zhang \(2014\)](#) señala que, para comprender de mejor forma los criterios de selección de canales, se propuso un modelo de intención de compra y se verificó mediante una encuesta cuantitativa con 437 muestras válidas. La forma adoptada por este modelo de ecuaciones estructurales se muestra en la siguiente figura.

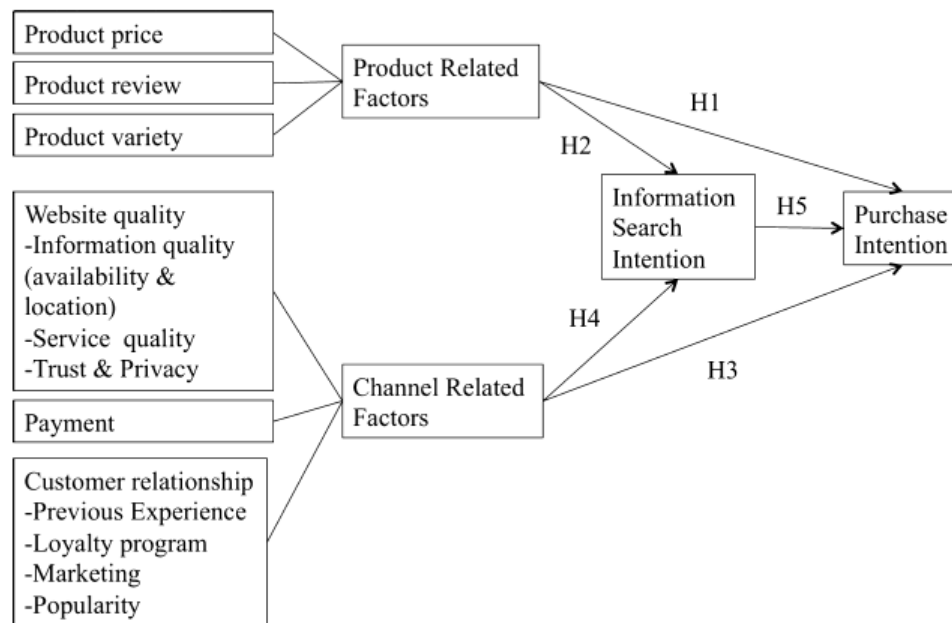


Figura 3.7: Diagrama modelo 1: Factores que afectan la selección de canales de reserva online de hoteles. Fuente: [Liu y Zhang \(2014\)](#)

El modelo propuesto desarrolla las siguientes hipótesis:

- **H1:** Los factores relacionados con el producto tienen un efecto positivo en la intención de compra.
- **H2:** Los factores relacionados con el producto tienen un efecto positivo en la intención de búsqueda de información.
- **H3:** Los factores relacionados con el canal tienen un efecto positivo en la intención de compra.
- **H4:** Los factores relacionados con el canal tienen un efecto positivo en la intención de búsqueda de información.
- **H5:** La intención de búsqueda en un canal tiene un efecto positivo en la intención de compra en ese canal.

Este estudio revela cómo los factores relacionados con el producto y los factores relacionados con el canal afectarán a quienes reservan hoteles en línea y compara las percepciones de ellos con dos tipos de canales (sitios web de hoteles y sitios web de agentes de viajes en línea) para ayudar a los jugadores de la industria a posicionar mejor sus propios sitios web (Liu y Zhang, 2014).

“Específicamente, los factores relacionados con el canal tienen un efecto más fuerte en la elección de un canal de compra y los factores relacionados con el producto son más influyentes para elegir un canal de búsqueda de información” (Liu y Zhang, 2014).

3.10.2. Modelo 2 propuesto por Chiang, C. F., & Jang, S. S.

El siguiente modelo se basa en un estudio que pretende investigar qué tan fuerte se relacionaría el efecto del precio percibido con el valor percibido y la intención de compra en el entorno de compra en línea.

En general, el precio percibido es una de las principales consideraciones en la toma de decisiones de compra, y la mayoría de los consumidores evalúan el valor (precio combinado y calidad) al decidir comprar. El valor del consumidor podría ser positivo

cuando la evaluación relativa del precio es alta. Además, si un precio se percibe como razonable, los consumidores pueden tender a tener una mayor intención de compra (Chiang y Jang, 2007).

Los efectos del precio percibido sobre la calidad percibida, el valor y la intención de compra se relacionan de acuerdo con el modelo propuesto de la siguiente forma:

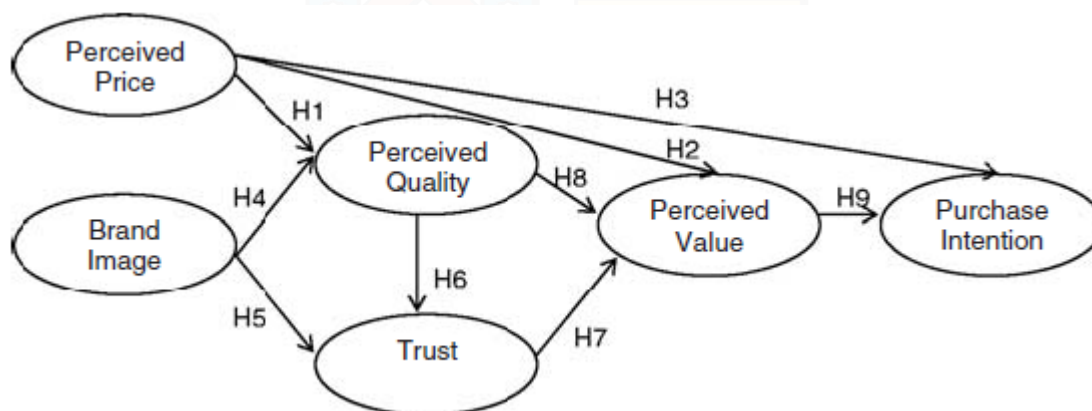


Figura 3.8: Diagrama modelo 2: Factores que afectan la intención de compra en la reserva online de hoteles. Fuente: Chiang y Jang (2007)

Asimismo, las hipótesis representadas en el mismo se desarrollan de acuerdo a los análisis en los que están enfocados. Estas se describen a continuación:

- Los efectos del precio percibido en calidad percibida, valor e intención de compra
 - **H1:** El precio percibido se asocia negativamente con la calidad percibida.
 - **H2:** El precio percibido se asocia positivamente con el valor percibido.
 - **H3:** El precio percibido se asocia positivamente con la intención de compra.
- Imagen de marca y su efecto positivo en la confianza
 - **H4:** La imagen de marca se asocia positivamente con la calidad percibida.
 - **H5:** La imagen de marca se asocia positivamente con la confianza.
- Hipótesis propuestas como parte del modelo propuesto
 - **H6:** La calidad percibida se asocia positivamente con la confianza.

- **H7:** La confianza se asocia positivamente con el valor para el consumidor.
- Mientras mayor es el valor para el consumidor, mayor es la intención de compra.
 - **H8:** La calidad percibida se asocia positivamente con el valor para el consumidor.
 - **H9:** El valor para el consumidor se asocia positivamente con la intención de compra.

Según señala [Chiang y Jang \(2007\)](#), los resultados de este estudio confirmaron que el precio percibido juega un papel importante en la toma de decisiones de compra. Muchos productos/servicios en línea son intangibles, por lo que los consumidores evalúan la idoneidad del precio para la calidad de uno determinado, y este precio percibido también está directamente relacionado con el valor del consumidor y las intenciones de compra. De igual modo, se sugiere que la imagen de marca es un antecedente significativo de la calidad percibida, por tanto, debe mantenerse cuidadosamente ya que contribuye a confiar en las compras en línea. Por otro lado, los autores concluyen de este estudio que la confianza es el determinante más importante al comprar en línea, y para crear dicha confianza, es necesaria una buena imagen de marca y reputación sobre la calidad.

3.10.3. Modelo 3 propuesto por Lien, C. H., Wen, M. J., Huang, L. C., & Wu, K. L.

Según indica [Lien et al. \(2015\)](#), los viajeros de ocio prefieren reservar hoteles en línea cada vez que consideran la conveniencia y el ahorro de costos/tiempo. Esta investigación examina los efectos directos y mediadores de la imagen de marca, el precio percibido, la confianza, el valor percibido en las intenciones de reserva de los consumidores y compara las diferencias de género en la reserva de hotel en línea

El modelo de investigación desarrollado por [Lien et al. \(2015\)](#) consiste en los antecedentes de las intenciones de compra, incluida la imagen de la marca, el precio percibido, el valor y la confianza, la investigación de los efectos de la imagen de la marca, el precio percibido y la confianza en el valor, y el examen de la influencia de la imagen de la marca

en el precio y la confianza percibidos. Dicho modelo se presenta de forma gráfica en la siguiente figura:

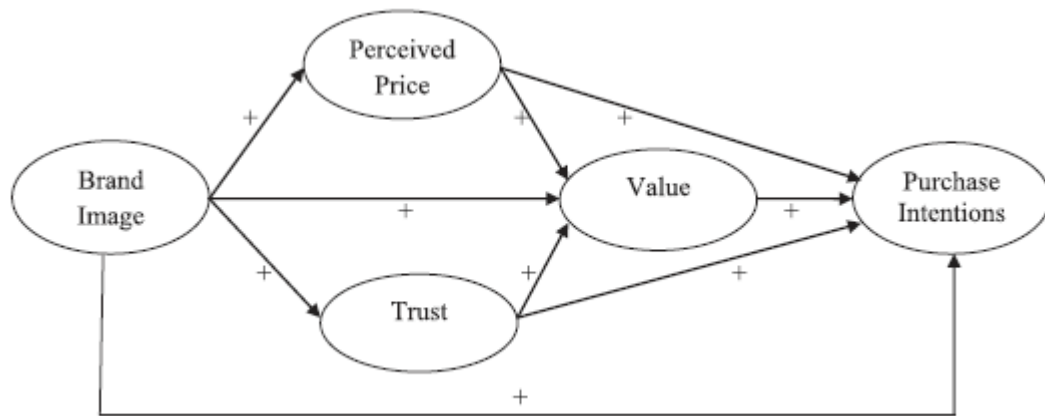


Figura 3.9: Modelo 3 propuesto: Factores que afectan la intención de compra en la reserva online de hoteles. Fuente: [Lien et al. \(2015\)](#)

A su vez, las hipótesis desarrolladas para este modelo se separan en 4 análisis como se muestra a continuación.

- Influencia de la imagen de la marca en la confianza, el valor, el precio y las intenciones de compra.
 - **H1:** La imagen de la marca tendrá un efecto positivo en el precio percibido.
 - **H2:** La imagen de la marca tendrá un efecto positivo en la confianza.
 - **H3:** La imagen de la marca tendrá un efecto positivo en el valor percibido.
 - **H4:** La imagen de la marca tendrá un efecto positivo en las intenciones de compra.
 - **H5:** La imagen de la marca tendrá un efecto positivo en las intenciones de compra a través del precio percibido.
 - **H6:** La imagen de la marca tendrá un efecto positivo en las intenciones de compra a través de la confianza.
 - **H7:** La imagen de la marca tendrá un efecto positivo en las intenciones de compra a través del valor percibido.

- Relaciones entre precio, valor e intenciones de compra.
 - **H8:** El precio razonable percibido tendrá un efecto positivo en el valor percibido.
 - **H9:** El precio razonable percibido tendrá un efecto positivo en las intenciones de compra.
 - **H10:** El precio razonable percibido tendrá un efecto positivo en las intenciones de compra que median a través del valor percibido.
- Relaciones entre confianza, valor e intenciones de compra.
 - **H11:** La confianza tendrá un efecto positivo en el valor percibido.
 - **H12:** La confianza tendrá un efecto positivo en las intenciones de compra.
 - **H13:** La confianza tendrá un efecto positivo en las intenciones de compra que median a través del valor percibido.
- Relación entre valor e intenciones de compra.
 - **H14:** El valor percibido tendrá un efecto positivo en las intenciones de compra.

Los resultados confirman la mayoría de los efectos del camino que muestran que la imagen de marca influye positivamente en el precio percibido, la confianza, el valor y las intenciones de compra. Se encuentra que el precio tiene un impacto positivo en el valor y las intenciones de compra. El valor tiene un efecto significativo y positivo en las intenciones de compra. Sin embargo, aunque la confianza afecta positivamente el valor, el impacto de la confianza en las intenciones de compra no es significativo (Lien et al., 2015).

Por otro lado, este estudio “proporciona a los hoteleros una base teórica para la premisa de que ofrecer un precio razonable/aceptable, una marca atractiva/reputada y proporcionar un valor superior al cliente mejorará las intenciones de reserva de los consumidores” (Lien et al., 2015).

De igual modo, los autores señalan que, dados los hallazgos del estudio actual, se presentan cuatro implicaciones. Primero, el valor es un determinante crítico de las intenciones de compra. En segundo lugar, la imagen de marca influye positivamente en las intenciones

de compra y tiene un efecto mediador positivo en las intenciones de compra a través del precio y el valor. Tercero, el precio afecta positivamente las intenciones de compra y tiene un efecto mediador en las intenciones de compra a través del valor. Por último, aunque el efecto directo de la confianza en las intenciones de compra no es significativo, no significa que la confianza sea un determinante sin importancia de las intenciones de compra.

3.11. Modelo de ecuaciones estructurales (SEM)

“El modelo de ecuaciones estructurales (SEM) es una metodología estadística que adopta un enfoque confirmatorio (es decir, prueba de hipótesis) para el análisis de una teoría estructural relacionada con algún fenómeno” (Byrne, 2010). Más aún, “en la mayoría de los casos, estas teorías estructurales están destinadas a representar procesos “causales” que dan lugar a observaciones sobre variables multivariadas” (Bentler, 1988).

El término modelo de ecuaciones estructurales transmite dos aspectos importantes del procedimiento: (a) que los procesos causales en estudio están representados por una serie de ecuaciones estructurales (es decir, de regresión), y (b) que estas relaciones estructurales pueden modelarse gráficamente para permitir una conceptualización más clara de la teoría en estudio. El modelo hipotético se puede probar estadísticamente en un análisis simultáneo de todo el sistema de variables para determinar en qué medida es consistente con los datos. Si la bondad de ajuste es adecuada, el modelo defiende la plausibilidad de las relaciones postuladas entre variables; si es inadecuado, se rechaza la tenacidad de tales relaciones (Byrne, 2010).

Por otro lado, según señala Byrne (2010), SEM se diferencia de la generación anterior de procedimientos multivariados y tiene ventaja con respecto a estos por cuatro principales razones. En primer lugar, la mayoría de los otros procedimientos multivariados son esencialmente descriptivos por naturaleza, mientras que el modelo de ecuaciones estructurales adopta un enfoque confirmatorio más que exploratorio para el análisis de datos. Además, al exigir que el patrón de las relaciones a intervalos se especifique a priori, SEM se presta bien al análisis de datos con fines inferenciales. De igual modo, señala que mientras que los procedimientos multivariados tradicionales son incapaces de evaluar o corregir el error

de medición, SEM proporciona estimaciones explícitas de estos parámetros de varianza de error. En tercer lugar, la autora indica que, aunque los análisis de datos que utilizan los métodos anteriores se basan únicamente en mediciones observadas, aquellos que utilizan procedimientos SEM pueden incorporar variables no observadas (es decir, latentes) y observadas. Por último, se destaca que no existen métodos alternativos de aplicación amplia y fácil para modelar relaciones multivariadas, o para estimar efectos indirectos puntuales y/o de intervalo; estas características importantes están disponibles utilizando la metodología SEM.

3.11.1. Componentes

Como se menciona dentro de las ventajas de este modelo, se encuentra la capacidad de incorporar variables no observadas o latentes y observadas. Las características de cada una se presentan a continuación.

3.11.1.1. Variables observadas

“Son variables directamente medidas ya sea por observación o por entrevista y que no han sufrido mayor manipulación matemática” (Contreras Serrano, 2016), ejemplos de esto son la respuesta a una pregunta en una escala de 1 a 5, precio que se paga por un servicio, entre otras.

3.11.1.2. Variables latentes o factores

Según señala Byrne (2010), este tipo de variables corresponde a construcciones teóricas que no pueden observarse directamente, y por lo mismo no pueden ser medidas directamente, de esta forma quien investiga debe definir operativamente la variable de interés latente en términos de comportamiento que se cree que lo representa. Por tanto, la variable no observable está relacionada a una que sí lo es y entonces haciendo posible su medición.

“Es un constructo supuesto (inteligencia, por ejemplo) que solo puede ser medido mediante variables observables (test de inteligencia, por ejemplo)” (Cupani, 2012). Al trabajar con modelos SEM es de gran ayuda distinguir entre variables latentes que son

exógenas y aquellas que son endógenas:

Variables latentes exógenas

“Variable que afecta a otra variable y que no recibe efecto de ninguna variable. Las variables independientes de un modelo de regresión son exógenas” (Ruiz et al., 2010).

Las variables latentes exógenas son sinónimos de variables independientes; ellos “causan” fluctuaciones en los valores de otras variables latentes en el modelo. El modelo no explica los cambios en los valores de las variables exógenas. Más bien, se consideran influenciados por otros factores externos al modelo. Las variables de fondo como el género, la edad y el estado socioeconómico son ejemplos de dichos factores externos (Byrne, 2010).

Variables latentes endógenas

“Variable que recibe efecto de otra variable. La variable dependiente de un modelo de regresión es endógena. Toda variable endógena debe ir acompañada de un error” (Ruiz et al., 2010).

De forma más específica, Byrne (2010) señala que las variables latentes endógenas son sinónimo de variables dependientes y, como tales, están influenciadas por las variables exógenas en el modelo, ya sea directa o indirectamente. Se dice que la fluctuación en los valores de las variables endógenas se explica por el modelo porque todas las variables latentes que influyen en ellas se incluyen en la especificación del modelo.

3.11.2. Técnicas de investigación: El modelo analítico factorial

Con el fin de investigar las relaciones entre conjuntos de variables observadas y latentes, Byrne (2010) indica que el procedimiento estadístico más antiguo y mejor conocido es el análisis factorial. De esta forma, al utilizar este enfoque para el análisis de datos, el investigador examina la covarianza entre un conjunto de variables observadas para recopilar información sobre sus construcciones latentes subyacentes (es decir, factores).

De lo anterior se desprenden dos tipos básicos de análisis factoriales, el **análisis factorial exploratorio (EFA)** y el **análisis factorial confirmatorio (CFA)**, que se describen brevemente a continuación.

En primer lugar, tal como menciona Byrne (2010) en su libro, el *Análisis factorial exploratorio (EFA)* está diseñado para la situación en la que los vínculos entre las variables

observadas y latentes son desconocidos o inciertos. Así, el análisis procede en un modo exploratorio para determinar cómo, y en qué medida, las variables observadas están vinculadas a sus factores subyacentes. Típicamente, el investigador desea identificar el número mínimo de factores que subyacen (o explican) la covarianza entre las variables observadas.

Por su parte, la autora también menciona en su libro sobre el *Análisis factorial confirmatorio (CFA)* y en él señala que en contraste con el EFT, se usa de manera apropiada cuando el investigador tiene algún conocimiento de la estructura variable latente subyacente. Basado en el conocimiento de la teoría, la investigación empírica, o ambas, postula relaciones a priori entre las medidas observadas y los factores subyacentes y luego prueba estadísticamente esta estructura hipotética.

En resumen, entonces, el modelo analítico de factores (EFA o CFA) se centra únicamente en cómo y hasta qué punto las variables observadas están vinculadas a sus factores latentes subyacentes. Más específicamente, se refiere a la medida en que las variables observadas son generadas por las construcciones latentes subyacentes y, por lo tanto, la fuerza de las rutas de regresión de los factores a las variables observadas (Byrne, 2010).

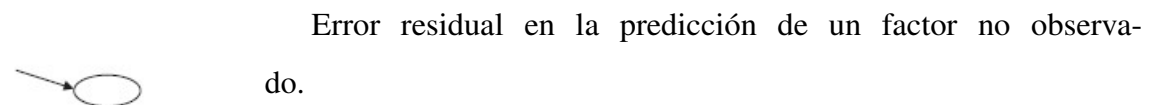
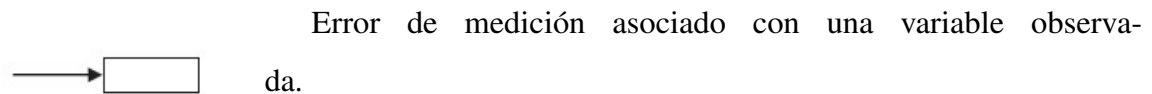
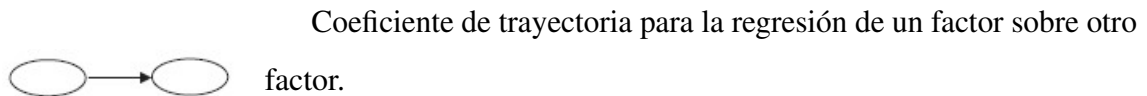
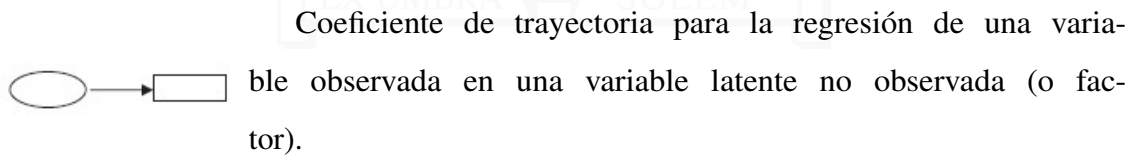
A diferencia del modelo analítico factorial, el modelo de variable latente completa (LV) permite la especificación de la estructura de regresión entre las variables latentes. Es decir, el investigador puede hipotetizar el impacto de una construcción latente sobre otra en el modelado de la dirección causal. Este modelo se denomina completo porque comprende tanto un modelo de medición como un modelo estructural: el modelo de medición que representa los enlaces entre las variables latentes y sus medidas observadas (es decir, el modelo CFA), y el modelo estructural que representa los enlaces entre las variables latentes mismas. Un modelo LV completo que especifica la dirección de la causa desde una sola dirección se denomina modelo recursivo; uno que permite efectos recíprocos o de retroalimentación se denomina modelo no recursivo (Byrne, 2010).

3.11.3. Diagrama de senderos

Los modelos de ecuaciones estructurales se representan esquemáticamente utilizando configuraciones particulares de cuatro símbolos geométricos, según se detallan a continuación.

- **Círculo o elipse:** Representan factores latentes no observados.
- **Cuadrado o rectángulo:** Representan variables observadas.
- **Flecha de una sola punta:** Representan el impacto de una variable en otra.
- **Flecha de dos puntas:** Representan covarianzas o correlaciones entre pares de variables.

Al construir un modelo de una estructura particular en estudio, los investigadores usan estos símbolos dentro del marco de cuatro configuraciones básicas, cada una de las cuales representa un componente importante en el proceso analítico.



Las representaciones esquemáticas de modelos se denominan diagramas de ruta porque proporcionan una representación visual de las relaciones que se supone que tienen entre las variables en estudio. Un diagrama de ruta que representa un modelo SEM particular es en realidad el equivalente gráfico de su representación matemática por el cual un conjunto de ecuaciones relaciona las variables dependientes con sus variables explicativas.

3.11.4. Análisis de bondad de ajuste

Se refiere a la exactitud de los supuestos del modelo especificado para determinar si el modelo es correcto y sirve como aproximación al fenómeno real, precisando así su poder de predicción. Las medidas de calidad del ajuste pueden ser de tres tipos: *medidas absolutas del ajuste*, que evalúan el ajuste global del modelo, *medidas del ajuste incremental*, que comparan el modelo propuesto con otros modelos especificados por el investigador, o *medidas del ajuste de parsimonia*, que ajustan las medidas de ajuste para ofrecer una comparación entre modelos con diferentes números de coeficientes estimados, siendo su propósito determinar la cantidad del ajuste conseguido por cada coeficiente estimado (Hair et al., 1999).

La literatura recomienda emplear múltiples indicadores para evaluar el ajuste del modelo

3.11.4.1. Bondad de ajuste absoluto

Este análisis "determina el grado en que el modelo general predice la matriz de correlaciones" (Escobedo Portillo et al., 2016). Establecen el grado de ajuste global del modelo, comparando la matriz de varianzas y covarianzas observada con la matriz predicha por el modelo. Entre las principales índices se encuentra:

- Estadístico χ^2 : Es la medida fundamental de bondad de ajuste en SEM. La hipótesis nula a contrastar es que el modelo predice la matriz de covarianzas observada, por lo cual el objetivo es no rechazarla. Cuanto mayor sea el valor obtenido del estadístico 2 en comparación con los grados de libertad, peor será el ajuste, por lo cual el modelo no es representativo de la población.
- Parámetro de no centralidad (NCP): Es una medida alternativa de Chi-cuadrado, que se utiliza cuando se tiene una muestra pequeña, en donde los valores menores a 2 son aceptables.
- Índice de bondad de ajuste (GFI): Representa la cantidad relativa de varianza y covarianza observada que es explicada por la matriz del modelo propuesto. El índice

puede tomar valores entre 0 y 1, mientras más cercano a 1, mayor es el ajuste del modelo.

- **Medida del Error de Aproximación Cuadrático Medio (RMSEA):** Consiste en evaluar la discrepancia por grado de libertad en términos de la población. El valor es representativo de la bondad del ajuste esperado si el modelo fuera estimado con la población, en vez de la muestra extraída de esta. Valores recomendables de este índice se encuentran entre 0,05 y 0,08. Mientras menor sea el valor de RMSEA, mejor es el ajuste del modelo.

3.11.4.2. Medidas de ajuste incremental del modelo

Mide el ajuste del modelo propuesto comparándolo con un modelo base especificado a priori por el investigador, comúnmente son los modelos: saturado (donde todas las variables están correlacionadas) y de independencia (donde no hay variables correlacionadas). Los principales índices son:

- **Índice No normalizado de ajuste (NNFI), o índice Tucker Lewis:** Compara la falta de ajuste del modelo formulado contra un modelo base (saturado o independencia usualmente). Los valores de este índice van desde 0 a 1, siendo aceptables valores cercanos a 1, idóneamente sobre 0,90, para tener un buen modelo.
- **Índice normado de ajuste de Bentler-Bonett(NFI):** Es una comparación de la proporción de mejora entre el modelo propuesto y el modelo nulo, con valores entre 0 (ningún ajuste) a 1 (ajuste perfecto), por lo cual se aceptan valores cercanos a 1, idóneamente sobre 0,90, para tener un buen modelo.

3.11.4.3. Medidas de ajuste de parsimonia

Relacionan la calidad de ajuste del modelo con el número de coeficientes estimados necesarios para conseguir el nivel de ajuste. Tiene como objetivo establecer si el ajuste del modelo se ha conseguido debido a un sobre ajuste de los datos por tener demasiados coeficientes, con lo cual se hace referencia a la simplicidad del modelo utilizando el menor número de parámetros posibles. Los índices de esta medida son:

- Índice de ajuste normado de parsimonia (PNFI): Considera el número de grados de libertad utilizados para conseguir un nivel de ajuste. Se obtiene ponderando el NFI por el cociente entre los grados de libertad del modelo propuesto y un modelo nulo. La parsimonia se define como la consecución de mayores niveles de ajuste por grado de libertad utilizado (un grado de libertad por parámetro estimado), por ende se busca tener la mayor parsimonia posible. Se recomienda que este índice sea mayor que 0,5.
- Criterio de información de Akaike (AIC): Es una medida comparativa entre modelos con diferente número de constructos, se busca tener el menor valor posible, lo cual significa un mejor ajuste y mayor parsimonia, teniendo que el modelo es mejor por ser una medida comparativa. Es válido sólo cuando se utiliza el método de estimación de máxima verosimilitud y para muestras superiores a 200 casos.
- Chi-Cuadrado Normalizado (NCS): Esta medida es el ratio de la Chi-cuadrado dividida por los grados de libertad y tiene dos formas de aplicación para evaluar modelos: cuando NCS presenta valores menores que 1,0 el modelo puede estar sobreajustado, por tanto su baja significación se debe a la causalidad; y cuando NCS es superior a 2,0 o 3,0 el modelo no es representativo de los datos observados, por lo cual se hace necesaria una mejora; o con un valor superior a 5,0 cuando con un criterio más relajado se trabaja con muestras grandes.

4 | METODOLOGÍA

La investigación que aquí se presenta corresponde a un estudio a consumidores de un servicio, por esta razón se hace necesario dividir el procedimiento llevado a cabo en dos fases, en primer lugar una fase exploratoria y posteriormente la fase concluyente.

Por su parte, la fase exploratoria parte con la búsqueda de información relacionada a las reservas de hotel en línea, con el fin contextualizar la investigación, identificando aspectos importantes a considerar como la cantidad de pernoctaciones a nivel país y por región, de esta forma es fácil tener una idea de la cantidad de gente que requiere reservar alojamiento y por tanto la importancia de esto. Así mismo, se toman en cuenta conceptos relevantes para el buen entendimiento de la investigación a realizar. Posteriormente se especifica aún más la búsqueda, enfocando a aspectos que influyen en la intención de compra de la reserva de hoteles en línea y con mayor énfasis en los canales para realizar esta reserva. Dentro de esto se identifican 3 estudios que son de interés y sirven de guía para llevar a cabo la investigación, identificando en cada uno el diagrama de senderos con las hipótesis respectivas y las principales conclusiones obtenidas en cada uno.

En específico, se toma principal interés en el modelo señalado en el punto [3.10.3](#), el cual analiza los efectos de la imagen de marca, el precio percibido, la confianza y el valor en la intención de compra para reservar un hotel en línea. No obstante, dado el foco de el estudio aquí presentado, se adapta el estudio encontrado a los canales para reservar hospedaje. De esta forma, con el fin de identificar el comportamiento que existe en Chile con respecto a la intención de compra de canales de reserva de hospedaje, se utiliza como guía la encuesta del estudio señalado para diseñar la encuesta correspondiente a la presente investigación. De esta forma, se procede a traducir y adaptar las preguntas al nuevo contexto. Cabe señalar que la encuesta utilizada en el modelo guía realiza las preguntas principales

utilizando escala likert con 5 rangos para evaluar 3 hoteles específicos. Sin embargo, con la intención de que la encuesta no sea muy extensa y así evitar que quienes responden la abandonen sin terminarla completamente, se realiza un caso aplicado a *Booking.com*, preguntando sobre la percepción de este canales de reserva. Ahora bien, con el fin de identificar los conocimientos y preferencias específicas de los encuestados con respecto a los canales de reserva existentes se incorporan también preguntas incluidas en los otros dos modelos presentados previamente en las secciones 3.10.1 y 3.10.2. De esta forma, se termina de diseñar la encuesta utilizando la plataforma Survey Monkey, para ser publicada posteriormente en redes sociales tales como Instagram, WhatsApp y Facebook. Además, dentro de esta última red social, la encuesta fue publicada en diversos grupos en donde se destaca *Mochileros - Viajeros Chile* y *Viajeros - CHILE*, concentrando ambas características importantes correspondientes al público objetivo de la encuesta, vale decir, personas con conocimientos sobre canales de reserva de hospedaje. Igualmente, para abarcar una gran cantidad de público y con diferentes contextos, se utilizó la ayuda de contactos humanos para difundir la encuesta en las mismas redes sociales.

De forma más específica, la encuesta realizada contó con 3 partes, en primer lugar preguntas de aspectos generales para identificar los conocimientos generales del público con respecto a los canales de reserva de hospedaje, descartando inmediatamente a quienes no presentan conocimientos de estos o nunca los han usado. Luego, se procede a analizar las preferencias con respecto a *Booking.com*, enfocándose en 5 aspectos que son imagen de marca, precio, confianza, valor e intención de compra. De esta forma, por cada ítem se presentan diversas afirmaciones preguntando la opinión con respecto a cada una, debiendo indicar que tan de acuerdo o en desacuerdo se encuentra con cada afirmación. Como última parte en la encuesta se procede a preguntar sobre características demográficas para poder identificar las características generales de los encuestados.

Luego de haber difundido la encuesta como se mencionó y conseguir una cantidad suficiente de respuestas completadas, se da inicio a la fase concluyente, la cual tiene como finalidad realizar un análisis de los resultados, verificando las hipótesis realizadas inicialmente e identificar el perfil de los encuestados. Para lograr esto, se utiliza en un comienzo el programa SPSS Statics en su versión 22, analizando los datos correspondientes

a la información demográfica permitiendo definir el perfil de los encuestados. Seguidamente, se analiza los datos respectivos a los conocimientos generales sobre aplicaciones de reserva de hospedaje, complementando la caracterización de los encuestados.

Posteriormente, para realizar el estudio al modelo propuesto se hace un análisis de fiabilidad de escala utilizando el Alfa de Cronbach, usando el mismo programa mencionado antes. No obstante, para los siguientes análisis sobre el Modelo de Ecuaciones Estructurales (SEM) se procede a utilizar el programa SPSS AMOS en su versión 23, graficando el diagrama del modelo y con sus resultados hacer un análisis a sus estimadores y significancia así como la realización de un análisis de bondad de ajuste para determinar la exactitud del modelo. Luego, según los resultados del análisis de fiabilidad se procede a realizar modificaciones al modelo, evaluando en cada caso su bondad de ajuste para posteriormente escoger el más adecuado y realizar un análisis a sus estimadores, pudiendo así confirmar o rechazar las hipótesis propuestas, y posteriormente comparar dichos resultados con los del autor original expuestos en el marco teórico.

Con lo anterior, se hace posible concluir respecto a las hipótesis y los objetivos planteados en un comienzo de esta investigación, dando paso a la exposición de recomendaciones acerca de las variables que influyen a los clientes en su intención de compra en canales de reserva de hospedaje.

Para una mejor comprensión, se presentan a continuación tablas con las preguntas utilizadas en la encuesta separadas por sección y sub sección según corresponda.

Medición
En general, ¿usted ha visitado páginas web de hoteles para planificar la estadía de sus viajes?
En general, ¿usted ha visitado agencias de viaje online (booking, despegar, etc.) para planificar la estadía de sus viajes?
En los últimos 12 meses, ¿con qué frecuencia ha reservado una habitación en un hotel, hostel o cabaña en línea?
En general, ¿cuántas páginas web utiliza para buscar información de un hotel?
¿Qué páginas para reserva de hotel (hostal o cabaña) en línea conoce?

Medición

¿Qué páginas para reserva de hotel, hostel o cabaña en línea ha utilizado?

Tabla 4.1: Parte 1 encuesta: Aspectos generales sobre canales de reserva de hospedaje

Es importante destacar que de la tabla 4.1, las dos últimas preguntas sirven para determinar quiénes pueden continuar respondiendo la parte dos, en donde se pregunta información específica por un canal de reserva de hospedaje (tabla 4.2). Así, en caso de contestar que no conocen y/o no han utilizado alguno de los canales mencionados (entre ellos Booking.com), se les redirige a la parte 3 de la encuesta de la información demográfica (tabla 4.3), evitando obtener respuestas sin conocimientos previos, haciendo menos válidos los análisis.

Constructo	Ítem	Medición
Imagen de Marca	IM1	<i>La marca Booking.com es confiable</i>
	IM2	<i>La marca Booking.com es atractiva</i>
	IM3	<i>La marca Booking.com es un símbolo de estatus social</i>
	IM4	<i>La marca Booking.com tiene buena reputación</i>
Precio	P1	<i>El precio del hospedaje indicado por Booking.com es económico en relación con otros canales que ofertan el mismo lugar</i>
	P2	<i>El precio del hotel, hostel o cabaña que ofrece Booking.com es razonable</i>
	P3	<i>El precio del hotel, hostel o cabaña que ofrece Booking.com es asequible</i>
	P4	<i>El precio del hotel, hostel o cabaña que ofrece Booking.com es apropiado</i>
Confianza	C1	<i>Lo que dice Booking.com del hotel, hostel o cabaña sobre su producto/servicio es cierto</i>
	C2	<i>Siento que se que esperar del hotel, hostel o cabaña al reservar por Booking.com</i>

Constructo	Ítem	Medición
	C3	<i>Creo que Booking.com es confiable para realizar mi reserva</i>
Valor	V1	<i>El canal de reserva Booking.com ofrece una buena relación calidad-precio</i>
	V2	<i>El canal de reserva Booking.com me proporciona un valor satisfactorio (es decir, cumple lo que pido)</i>
	V3	<i>Vale la pena reservar un hotel, hostel o cabaña por Booking.com</i>
	V4	<i>El valor general esperado de alojarse en este hotel, hostel o cabaña reservando por Booking.com es alto</i>
Intención de Compra	IC1	<i>Después de revisar un hotel, hostel o cabaña en Booking.com, la probabilidad de reservar este hotel es alta</i>
	IC2	<i>La probabilidad de que considere reservar por Booking.com es alta</i>
	IC3	<i>Mi disposición para reservar por Booking.com es alta</i>

Tabla 4.2: Parte 2 encuesta: Percepción de Booking.com

Medición
Indique el género con el que se identifica
Indique su edad
Indique su estado civil
¿Cuál es su nivel educacional alcanzado? (Último año aprobado)
Indique el rango en que se encuentran sus ingresos mensuales

Tabla 4.3: Parte 3 encuesta: Información demográfica

Cabe destacar que la pregunta referida a los tramos de ingresos por persona, se obtuvieron los rangos de acuerdo con los nuevos grupos socioeconómicos expuestos en 2018.

5 | RESULTADOS

Tal como se mencionó previamente, tras haber finalizado con la difusión de la encuesta y obtenido suficientes respuestas se procede a realizar el análisis de estas, dando paso a la fase concluyente de este estudio, utilizando primeramente el software IBM SPSS Statics 22 y luego SPSS AMOS 23.

Como primer punto a tener en cuenta, se considera de un total de 301 encuestas, sólo 259 fueron finalizadas correctamente, siendo este número el considerado como total de respuestas válidas. Se procede entonces a realizar un primer análisis descriptivo.

5.1. Perfil de encuestados

Como primer punto a tener en cuenta, se tiene que de las 259 personas encuestadas, el 61,78 % corresponde a mujeres y el 38,22 % a hombres.

Sexo	Frecuencia	Porcentaje
Femenino	160	61,78 %
Masculino	99	38,22 %

Tabla 5.1: Género con el que se identifican personas encuestadas

Fuente: Elaboración propia

Por otra parte, las edades van desde los 18 años a los 65 o más años, sin embargo, se vio una alta cantidad de respuestas de personas entre 21 y 28 años, destacando personas con 24 años correspondiendo a un 18,9 % de los encuestados. Igualmente se logró una alta frecuencia de respuestas de personas entre 54 y 56 años, correspondiendo ambos a grupos etarios muy distintos y por tanto logrando suponer en una primera instancia el

cumplimiento de una diversidad de los encuestados. A continuación se presenta una tabla con el detalle de las edades de los encuestados, omitiendo aquellas en que la frecuencia fue cero.

Edad	Frecuencia	Porcentaje	Edad	Frecuencia	Porcentaje
18 años	1	0,39 %	40 años	2	0,77 %
19 años	4	1,54 %	41 años	2	0,77 %
20 años	5	1,93 %	42 años	3	1,16 %
21 años	10	3,86 %	43 años	1	0,39 %
22 años	16	6,18 %	45 años	2	0,77 %
23 años	19	7,34 %	46 años	3	1,16 %
24 años	49	18,92 %	47 años	1	0,39 %
25 años	22	8,49 %	48 años	2	0,77 %
26 años	11	4,25 %	49 años	2	0,77 %
27 años	12	4,63 %	51 años	2	0,77 %
28 años	9	3,47 %	52 años	1	0,39 %
29 años	5	1,93 %	53 años	3	1,16 %
30 años	3	1,16 %	54 años	12	4,63 %
31 años	4	1,54 %	55 años	12	4,63 %
32 años	6	2,32 %	56 años	9	3,47 %
33 años	5	1,93 %	57 años	2	0,77 %
35 años	1	0,39 %	58 años	2	0,77 %
36 años	1	0,39 %	60 años	3	1,16 %
37 años	1	0,39 %	62 años	2	0,77 %
38 años	2	0,77 %	65 o más años	3	1,16 %
39 años	4	1,54 %			

Tabla 5.2: Edad de las personas encuestadas

Fuente: Elaboración propia

Como es posible darse cuenta en la tabla 5.2, el perfil de los encuestados no se define por un único grupo de personas, logrando obtener una diversidad de edades, dando como

primera impresión que los encuestados se encuentran en diversas etapas de su vida. No obstante y a pesar de la diversidad de edades, se debe recalcar aquellas que se frecuentan más, como ya se mencionó pertenecen al grupo de personas “veinteañeras” principalmente, seguidos de aquellas que se encuentran a mitad de los cincuenta.

En cuanto al estado civil de los encuestados, la gran mayoría corresponde al grupo de los solteros, seguidos no tan de cerca por personas casadas y luego divorciadas, por último, con una frecuencia mucho menor se encuentran viudos y aquellos que declaran otro estado civil. A continuación se presenta la tabla con los resultados.

Estado Civil	Frecuencia	Porcentaje
Soltera/o	176	68 %
Casada/o	63	24,3 %
Divorciado/a	14	5,3 %
Viuda/o	3	1,2 %
Otro	3	1,2 %

Tabla 5.3: Estado civil de las personas encuestadas

Fuente: Elaboración propia

Ahora bien, se presenta el detalle de los estados civiles de aquello que contestaron “Otro” en la tabla anterior.

Otro Estado Civil	Frecuencia
<i>En concubinato</i>	1
<i>Noviazgo</i>	1
<i>Pololeando</i>	1

Tabla 5.4: Especificación del estado civil: “Otro”

Fuente: Elaboración propia

Como se aprecia, estos estados civiles categorizados como “Otro” en la tabla 5.4, indican que dichas personas se encuentran en una relación sentimental con otra, siendo de interés para posteriores análisis.

Posteriormente, se procede a identificar el nivel educacional alcanzado por los encuestados, los que se muestran en la siguiente tabla.

Nivel Educacional	Frecuencia	Porcentaje
<i>Media Completa (científico, humanista o técnico profesional)</i>	12	4,6 %
<i>Instituto Técnico (CFT) o Instituto Profesional Incompleto</i>	3	1,2 %
<i>Instituto Técnico (CFT) o Instituto Profesional Completo</i>	16	6,2 %
<i>Universitaria Incompleta</i>	88	34 %
<i>Universitaria Completa</i>	98	37,8 %
<i>Postgrado (postítulo, máster, magíster, doctorado)</i>	42	16,2 %

Tabla 5.5: Nivel educacional alcanzado por las personas encuestadas

Fuente: Elaboración propia

Tal como se observa en la tabla 5.5, la mayoría de los encuestados logró entrar a la universidad, más aún, del total un 37,8 % logró un nivel universitario completo y un 34 % incompleto, más aún, el 16,2 % logró también un postgrado.

Estos resultados se relacionan a su vez con la siguiente tabla de resultados en donde se presenta el rango de ingresos mensuales de los encuestados y que en conjunto logran dar una idea del estilo de vida de las personas.

Rango Ingresos Mensuales	Frecuencia	Porcentaje
Menos de \$120.000	53	20,5 %
Entre \$120.000 y \$207.000	29	11,2 %
Entre \$208.000 y \$361.000	15	5,8 %
Entre \$362.000 y \$630.000	35	13,5 %
Entre \$631.000 y \$1.916.000	88	34 %
Más de \$1.916.000	39	15,1 %

Tabla 5.6: Rango de ingresos mensuales de las personas encuestadas

Fuente: Elaboración propia

Como se puede ver en la tabla 5.6, la mayor parte de los encuestados presenta un sueldo sobre \$631.000. No obstante, otro porcentaje que destaca, con un 20,5 %, son

personas con un ingreso menor a \$120.000, siendo entonces las grandes mayorías personas con ingresos muy altos y muy bajos, pudiendo inferir de estos últimos a personas que continúan estudiando y por tanto no presentan ingresos fijos, mientras que en el otro caso se puede inferir que corresponde principalmente a aquellos que si finalizaron sus estudios principalmente universitarios y postgrados, suponiendo en este punto que estos últimos corresponden en su mayoría al 15,1 % en la tabla.

5.2. Conocimientos generales sobre reserva de hospedaje online

Al tener en cuenta la tasa de ocupación de establecimientos clasificados como hotel de 43,8 % y de otros con una tasa de 17,9 % como se indicó previamente en la sección 3.3.2, se da cuenta que la ocupación de hospedaje aún en un mes considerado como de baja o media demanda es significativa en establecimientos de hotel, dándose cuenta de la importancia de realizar una reserva previa para asegurar un hospedaje con las características y requisitos del consumidor, siendo importante para este saber qué aplicaciones permiten realizar dicho servicio y de donde buscar información.

Así pues, se analiza en este punto los conocimientos generales que señalaron tener las personas encuestadas sobre aspectos relacionados a la reserva de hospedaje online. Para comenzar, se reconoce si las personas encuestadas han visitado páginas web de hoteles para planificar la estadía de sus viajes, destacando que del total de encuestados válidos, el 92,3 % de estos si lo ha hecho. Asimismo, del total de encuestados 90,7 % ha visitado una agencia de viaje online como Booking.com o Despegar para planificar su estadía de viaje. Para mayor detalle se presenta a continuación una tabla con los resultados de ambas preguntas.

Preguntas	Frecuencia		Porcentaje	
	Sí	No	Sí	No
En general, ¿usted ha visitado páginas web de hoteles para planificar la estadía de sus viajes?	239	20	92,3 %	7,7 %

Preguntas	Frecuencia		Porcentaje	
	Sí	No	Sí	No
En general, ¿usted ha visitado agencias de viaje online para planificar la estadía de sus viajes?	235	24	90,7 %	9,3 %

Tabla 5.7: Utilización de sitios web para planificar estadía de viajes**Fuente:** Elaboración propia

Como se puede observar en la tabla 5.7 sobre las respuestas de ambas preguntas, la gran mayoría de los encuestados ha intentado (fallida o exitosamente) realizar una reserva de hospedaje online, y por tanto es conocedora de este sistema. Es importante darse cuenta también, que las agencias de viaje online son menos frecuentadas por los encuestados, más la diferencia entre la cantidad de personas que las ha visitado y las que han visitado páginas web de hoteles es mínima.

Ahora bien, con el fin de identificar que tan común es para el encuestado reservar en línea, se presenta a continuación la tabla con los resultados respecto la frecuencia de reserva para los últimos 12 meses.

Rango de veces con que ha reservado hospedaje en línea durante los últimos 12 meses	Frecuencia	Porcentaje
Ninguna	42	16,2 %
1-3 veces	161	62,2 %
4-6 veces	28	10,8 %
7-9 veces	14	5,4 %
10 o más veces	14	5,4 %

Tabla 5.8: Frecuencia con que se ha reservado hospedaje en línea en los últimos 12 meses**Fuente:** Elaboración propia

Como se aprecia, la mayoría de los encuestados ha reservado hospedaje en los últimos 12 meses, principalmente con un 62,2 % ha reservado entre 1 y 3 veces, lo que puede deberse a vacaciones durante el año. Ahora bien, no se debe dejar de considerar el 16,2 % que no reservó durante ese mismo periodo, lo cual se puede inferir que corresponde a

personas que viajar no es parte fundamental o prioritaria en su vida. Lo opuesto ocurre con el 5,4 % de personas que señaló reservar entre 7 y 9 veces y el mismo porcentaje que reservó 10 o más veces durante ese año, en cuyos casos se deduce que durante su estilo de vida, viajar es algo común ya sea por razones laborales o de ocio.

Por otra parte, si bien ya se mencionó que la mayoría de las personas ha visitado tanto páginas web como agencias de viaje online, ahora se evalúa cuántas páginas web utiliza para buscar información de un hospedaje, presentando los resultados en la tabla a continuación.

Páginas web utilizadas para buscar información del hospedaje	Frecuencia	Porcentaje
Ninguna	10	3,9 %
1	33	12,7 %
2	111	42,9 %
3	68	26,3 %
4	15	5,8 %
5 o más	22	8,5 %

Tabla 5.9: Cantidad de páginas web utilizadas para buscar información del hospedaje

Fuente: Elaboración propia

Al ver los resultados de la tabla 5.9, se destaca la diversidad de las respuestas, pero igualmente es posible resaltar con un 42,9 % y un 26,3 % que las personas se guían mayoritariamente por la información de 2 y 3 páginas web respectivamente para tomar su decisión, pudiendo inferir que les interesa encontrar un buen lugar y el mejor precio para reservar.

En relación a esto, se realiza el análisis con respecto a las aplicaciones de reserva de hospedaje conocidas por los encuestados, destacando que el 92,7 % conoce Booking.com clasificándose así como la más popular, seguida de Despegar con un 74,9 % luego Airbnb (66,4 %) seguido muy de cerca por Trivago (64,5 %), y con mayor distancia se encuentran las otras opciones señaladas. Para ir un paso más profundo con el análisis, se estudia también cuál de estas aplicaciones de hospedaje en línea han utilizado los encuestados,

destacando nuevamente Booking.com como el número uno con un 78,4 %, seguido esta vez por Airbnb con un 47,5 % y luego por la página web propia del hospedaje con un 32,4 %. A continuación se presentan tablas con el detalle de los resultados.

Páginas de reserva online CONOCIDAS	Frecuencia	Porcentaje
Booking.com	240	92,7 %
Trivago	167	64,5 %
Despegar	194	74,9 %
Airbnb	172	66,4
Página web propia del hospedaje	127	49 %
Ninguna	2	0,8 %
Otra	26	10 %

Tabla 5.10: Conocimiento de las personas encuestadas sobre aplicaciones de hospedaje online
Fuente: Elaboración propia

Páginas de reserva online UTILIZADAS	Frecuencia	Porcentaje
Boking.com	203	78,4 %
Trivago	47	18,1 %
Despegar	77	29,7 %
Airbnb	123	47,5 %
Página web propia del hospedaje	84	32,4 %
Ninguna	18	6,9 %
Otro	20	7,7, %

Tabla 5.11: Utilización de las personas encuestadas sobre aplicaciones de hospedaje online
Fuente: Elaboración propia

Como bien se mencionó previamente y es posible observar en las tablas anteriores, Booking.com es sin lugar a dudas el más popular entre los encuestados tanto en el conocimiento que tienen sobre su existencia como en su preferencia para utilizarlo por sobre otros. A pesar de esto, no se debe dejar pasar la disminución de un 92,7 % a un 78,4 % entre quienes conocen la aplicación y sin embargo los que también la han usado, pudiendo

inferir que si bien es la más reconocida, no en todos los casos es considerada como una alternativa para reservar hospedaje. Del mismo modo, se observa que si bien Despegar y Trivago son reconocidas por la mayoría de los encuestados, son muy pocos los que la han escogido como el medio de reserva.

Al analizar estos datos en conjunto con las páginas web que utilizan las personas para reservar, es posible entender el conocimiento de varias de estas páginas de reserva y aún así el menor porcentaje de utilización de las mismas, infiriendo que aquellos que utilizan menos páginas para buscar información es porque ya cuentan con una favorita o predeterminada, mientras que cuantas más páginas utilizan para buscar información es porque prefieren indagar bien y encontrar la mejor alternativa para el mejor hospedaje dentro de su presupuesto.

5.3. Modelo de la Intención de Compra

Con el fin de modelar la intención de compra de los clientes de canales de reserva de hospedaje, se utiliza como base el Modelo 3 modificado propuesto por Lien, C. H., Wen, M. J., Huang, L. C., & Wu, K. L., presentado previamente en la sección 3.10.3, utilizando su forma gráfica de las variables latentes, representando este modelo de ecuaciones estructurales en el software IBM SPSS AMOS en su versión 23.

El modelo propuesto cuenta con variables observadas como latentes, flechas que representan el impacto de una variable a otra, sus errores de medición para el caso de las variables observadas y errores residuales para el caso de la predicción de un factor no observado. Es importante señalar que al realizar el diagrama en AMOS este cuenta con ciertas condiciones en donde asocia errores y cargas iniciales igual a 1 según corresponda.

Ahora bien, en cuanto a la estructura del modelo, este cuenta con cinco variables latentes, siendo estas la Imagen de Marca, el Precio, la Confianza, el Valor del producto y finalmente la Intención de Compra. Asimismo, cada una está asociada a variables observadas que corresponden a las preguntas en escala likert realizadas en la encuesta (mencionadas en la tabla 4.2), en conjunto estas permiten medir indirectamente los factores o variables latentes ya mencionadas.

Cabe destacar que dentro de estos factores existen relaciones, presentándose así variables independientes y otras dependientes, destacando en esta última como la principal la Intención de Compra (IC) puesto que es la que el modelo intenta explicar y se ve influenciada tanto por la Imagen de Marca (IM), el Precio (P), la Confianza (C) y el Valor percibido (V). A su vez, el Valor (V) se ve influenciado por la Imagen de Marca (IM), el Precio (P) y la Confianza (C). Por su parte, tanto el Precio (P) como la Confianza (C) se ven influenciados únicamente por la Imagen de Marca (IM) y ésta última por ninguna, siendo independiente de todas las otras variables latentes.

Para identificar de mejor forma el modelo se presenta a continuación la imagen del confeccionado en SPSS AMOS, pudiendo verificar todas las relaciones que se presentan en el modelo inicial.

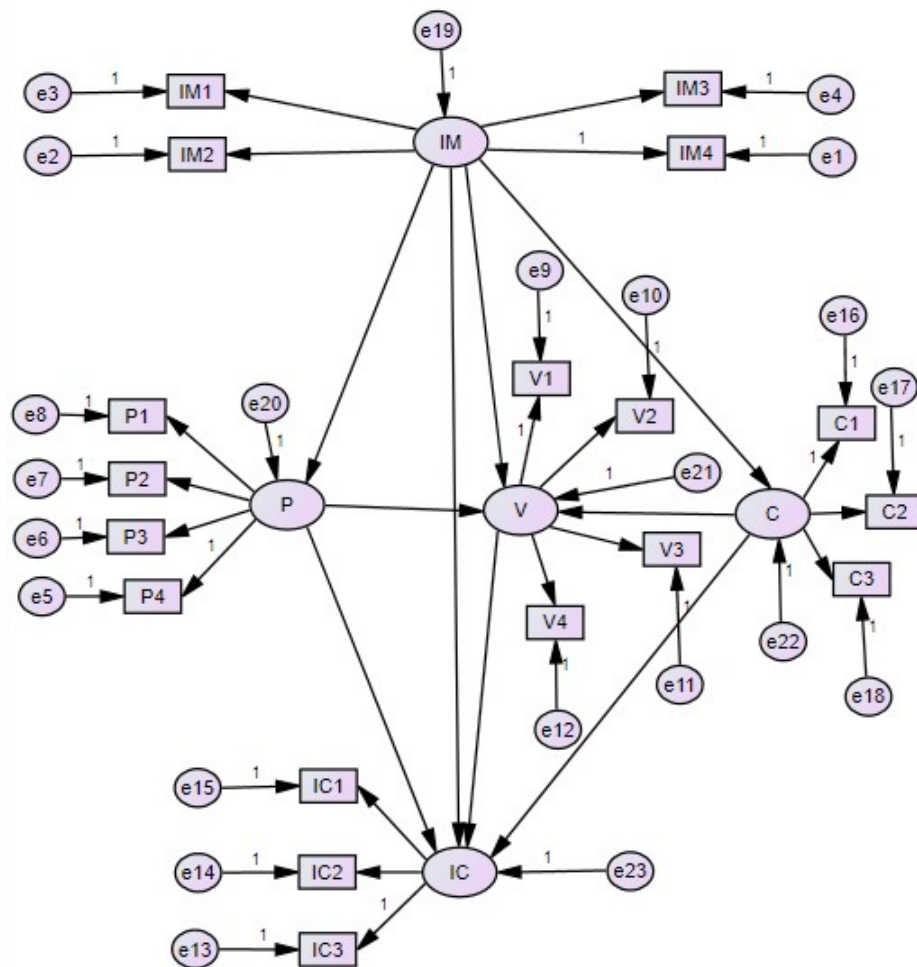


Figura 5.1: Modelo inicial realizado en SPSS AMOS

Fuente: Elaboración Propia

Teniendo este modelo inicial, es necesario realizar análisis para verificar su exactitud y posibles modificaciones que sea necesario realizarle para una mejor predicción. Con este fin, se procede a realizar en una primera instancia un análisis de fiabilidad de escala para cada factor mediante el indicador Alfa de Cronbach, posteriormente, se procede a realizar un análisis de Bondad de ajuste, identificando entre otras cosas los grados de libertad del modelo y otros indicadores que permitirán realizar un análisis sobre cada variable y el modelo.

5.3.1. Análisis de fiabilidad de escala

Con el fin de mejorar el análisis se realiza en una primera instancia este análisis para verificar mediante el Alfa de Cronbach la fiabilidad de la consistencia interna de los factores presentes en el modelo. Se debe tener en cuenta que los valores de este indicador van entre 0 y 1, considerando que mientras más cercano a uno mejor es la consistencia y por tanto es más fiable el factor. Corroborando lo anterior, según Loewenthal K.M. (1996) un valor de consistencia interna de 0.6 puede ser considerado aceptable para escalas con menos de 10 ítems.

Los resultados de este análisis sin eliminar variables se presentan a continuación.

Factor	Variable Observada	Alfa de Cronbach
Imagen de Marca	IM1	0,594
	IM2	
	IM3	
	IM4	
Precio	P1	0,816
	P2	
	P3	
	P4	
Confianza	C1	0,807
	C2	
	C3	

Constructo	Variable Observada	Alfa de Cronbach
Valor	V1	0,627
	V2	
	V3	
	V4	
Intención de Compra	IC1	0,838
	IC2	
	IC3	

Tabla 5.12: Alfa de Cronbach modelo inicial**Fuente:** Elaboración propia

Como es posible darse cuenta, el primer constructo Imagen de Marca presenta un Alfa de Cronbach un poco menor al mínimo esperado, por lo que es de especial interés poder aumentarlo para mejorar el modelo, sin embargo, el resto de los constructos presentan buenos valores, siendo altamente fiables.

Con el fin de identificar si es posible aumentar algún Alfa de Cronbach, se realiza el mismo análisis para el caso en que se elimine alguna de las variables observadas, obteniendo los siguientes resultados.

Factor	Variable Observada a eliminar	Alfa de Cronbach si se elimina el elemento
Imagen de Marca	IM1	0,523
	IM2	0,424
	IM3	0,670
	IM4	0,448
Precio	P1	0,849
	P2	0,731
	P3	0,763
	P4	0,727
Confianza	C1	0,777
	C2	0,672

Constructo	Variable Observada a eliminar	Alfa de Cronbach si se elimina el elemento
	C3	0,750
Valor	V1	0,447
	V2	0,405
	V3	0,455
	V4	0,816
Intención de Compra	IC1	0,887
	IC2	0,690
	IC3	0,725

Tabla 5.13: Alfa de Cronbach si se elimina algún elemento
Fuente: Elaboración propia

Al observar estos nuevos resultados es posible darse cuenta que el Alfa de Cronbach y entonces la fiabilidad de la consistencia interna aumenta en cuatro casos, por un lado la Imagen de Marca que se encontraba bajo en el modelo inicial aumenta ahora sobrepasando el límite inferior de 0,6 al eliminar el ítem IM3, aumentando así a 0,670. Por otra parte, el Precio si bien presentaba un buen alfa, es posible aumentarlo a 0,849 al eliminar el ítem P1, lo mismo ocurre con el Valor, en su caso al eliminar el ítem V4 su alfa aumenta considerablemente a 0,816, y por último la Intención de Compra también logra un aumento a 0,887 al eliminar el ítem IC1.

Si bien esto es bueno no es suficiente, debiendo analizar también si el ajuste mejora significativamente para justificar dichas eliminaciones en el modelo.

5.4. Análisis confirmatorio del modelo de Intención de Compra

Al modelo presentado en la figura 5.1 se le realizan los análisis confirmatorios en SPSS AMOS de lo cual se obtiene gráficamente los siguientes resultados.

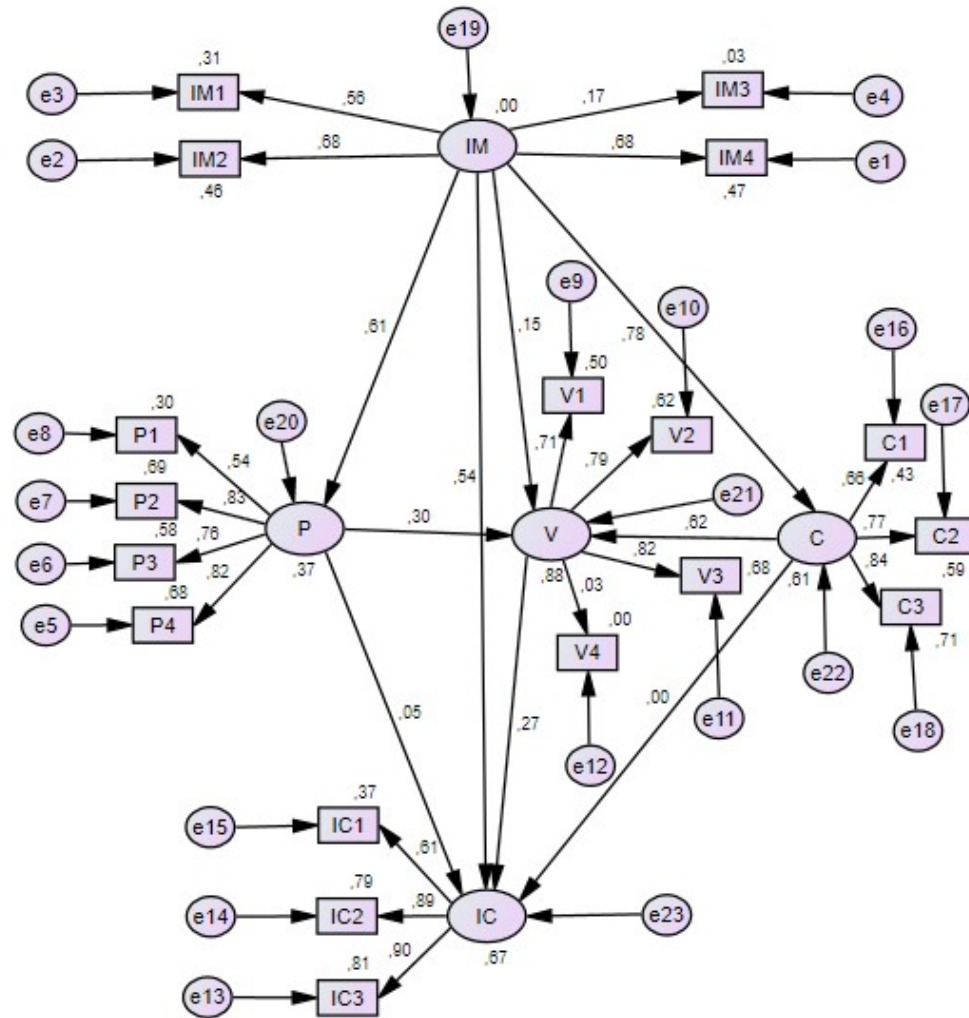


Figura 5.2: Resultados modelo de ecuaciones estructurales de la intención de compra

Fuente: Elaboración propia

Como se ven en la figura 5.2, los resultados obtenidos en AMOS indican que el R^2 de la Intención de Compra (IC) es de un 0,670 lo que quiere decir que las variables latentes exógenas (IM, P, V y C) explican el 67,0 % de la varianza de la variable latente endógena. Del mismo modo, los factores predictores del Valor (V) explican un 87,7 %, los del Precio explican un 37,3 % y los de la Confianza (C) explican un 61,3 %. Dicho de otro modo, la varianza del error en cada caso son aproximadamente de 33 %, 12,3 %, 62,7 % y 38,7 % respectivamente.

Luego, se analizan el resto de resultados que permitirán determinar el ajuste del modelo, iniciando con la presentación del número de momentos de muestra distintos, número de

parámetros distintos a estimar, que a su vez permiten determinar los grados de libertad.

Number of distinct sample moments	189
Number of distinct parameters to be estimated	63
Degrees of freedom (189 - 63)	126

Tabla 5.14: Grados de libertad del modelo SEM

Fuente: Elaboración propia

Como se observa, los grados de libertad obtenidos son de 126 lo cual es claramente mayor a 0, y por lo tanto es posible clasificar al modelo como sobre identificado. Según Medrano, L. A., & Muñoz-Navarro, R. (2017), solo aquellos modelos con menor cantidad de parámetros que varianzas y covarianza en la matriz observada ($gl > 0$) son susceptibles de ser estimados y contrastados.

Posteriormente, se obtienen los estimadores de los pesos de regresión y los pesos de regresión estandarizados que permitirán determinar la aceptación o rechazo de las hipótesis del modelo. A continuación se muestran dichas hipótesis seguida de los resultados de los estimadores para las variables latentes.

- H1: La imagen de la marca tendrá un efecto positivo en el precio percibido.
- H2: La imagen de la marca tendrá un efecto positivo en la confianza.
- H3: La imagen de la marca tendrá un efecto positivo en el valor percibido.
- H4: La imagen de la marca tendrá un efecto positivo en las intenciones de compra.
- H5: La imagen de la marca tendrá un efecto positivo en las intenciones de compra a través del precio percibido.
- H6: La imagen de la marca tendrá un efecto positivo en las intenciones de compra a través de la confianza.
- H7: La imagen de la marca tendrá un efecto positivo en las intenciones de compra a través del valor percibido.
- H8: El precio razonable percibido tendrá un efecto positivo en el valor percibido.

- H9: El precio razonable percibido tendrá un efecto positivo en las intenciones de compra.
- H10: El precio razonable percibido tendrá un efecto positivo en las intenciones de compra que median a través del valor percibido.
- H11: La confianza tendrá un efecto positivo en el valor percibido.
- H12: La confianza tendrá un efecto positivo en las intenciones de compra.
- H13: La confianza tendrá un efecto positivo en las intenciones de compra que median a través del valor percibido.
- H14: El valor percibido tendrá un efecto positivo en las intenciones de compra.

Trayecto	Estimador	Estimador estandarizado	S.E.	C.R.	P-Value
P $\leftarrow$ IM	0,766	0,611	0,110	6,991	***
C $\leftarrow$ IM	8,21	0,783	0,113	7,286	***
V $\leftarrow$ P	0,245	0,304	0,057	4,292	***
V $\leftarrow$ IM	0,154	0,152	0,132	1,163	0,245
V $\leftarrow$ C	0,596	0,616	0,119	5,012	***
IC $\leftarrow$ P	0,067	0,048	0,157	0,423	0,672
IC $\leftarrow$ C	0,004	0,002	0,367	0,011	0,991
IC $\leftarrow$ IM	0,957	0,545	0,288	3,327	***
IC $\leftarrow$ V	0,472	0,273	0,471	1,002	,317

Tabla 5.15: Estimadores de regresión y significancia de variables latentes

Al observar los resultados de esta tabla podemos observar en primera instancia la influencia que tiene un factor sobre otro, destacando por un lado el gran impacto que tiene la Imagen de Marca (IM) en la Confianza (C), ya que cuando la desviación estándar de la primera aumenta en una unidad la segunda lo hace en 0,783. Igualmente se destaca la alta influencia de la Confianza (C) en el Valor (V), de la Imagen de Marca (IM) en el Precio (P) y de la Imagen de Marca (IM) en la Intención de Compra (IC). Por el contrario, la

Confianza (C) apenas influye en la Intención de Compra (IC), ya que cuando la desviación estándar de C aumenta en una unidad, la de IC aumenta en 0,002.

Igualmente, al analizar los valores P es posible darse cuenta que la hipótesis nula no se rechaza en cuatro casos, que a su vez corresponden a los estimadores estandarizados con menor valor y por ende aquellos que ejercen una menor influencia. Se debe tener en cuenta que la hipótesis nula corresponde a que un factor no es significativo en predecir el otro, por lo que el objetivo es rechazarla, sin embargo eso implica aceptar las hipótesis mencionadas previamente (*H1... H14*).

Concretamente, se obtiene que la Imagen de Marca (IM) no es significativa para predecir el Valor (V) y ni el Precio (P) o la Confianza (C) o el Valor (V) son significativos para predecir la Intención de Compra (IC), ya que sus valores P son mayores a 0,05 (0,245; 0,672; 0,991 y 0,317 respectivamente). Mientras que la Imagen de Marca (IM) si es significativa para predecir el Precio (P), la Confianza (C) y la Intención de Compra (IC), y tanto el Precio (P) como la Confianza (C) resultan ser significativos para predecir el Valor (V).

Con estos resultados se hace posible entender qué variables exógenas explican de mejor forma las variables endógenas, logrando aceptar las hipótesis *H1, H2, H4, H8, H11* y rechazar las hipótesis *H3, H9, H12* y *H14* dado que no son significativas. Cabe destacar que estas hipótesis corresponden a las que involucran relaciones directas, sin embargo las hipótesis con relaciones indirectas igualmente se deben rechazar, es decir no tienen un efecto en las variables latentes endógenas respectivas.

Para ser más precisos, en el caso de las hipótesis *H5, H6* y *H7*, el Precio percibido, la Confianza y el Valor percibido respectivamente no son significativos en la Intención de Compra y por tanto la Imagen de Marca no puede influir a través de ellos en la Intención de Compra. Lo mismo ocurre con las hipótesis *H10* y *H13* en donde el Valor no es significativo en la Intención de Compra, razón por la cual el Precio y la Confianza respectivamente no pueden influir indirectamente en la Intención de Compra.

Llegando a este punto se procede a evaluar los indicadores correspondientes al análisis de bondad de ajuste del modelo, detallados en la tabla a continuación junto con los criterios y el tipo de ajuste al cual corresponden.

Tipo de ajuste	Estadístico	Valor	Criterio
Medida de ajuste absoluto	C_{min}	203,280	
	Probability level C_{min}	0,000	<0,05
	RMSEA	0,049	Bueno: RMSEA<0,05 Adecuado: 0,05<RMSEA<0,08
Medida de ajuste incremental	CFI	0,960	Cercano a 1, idóneamente sobre 0,90
	TLI	0,946	
	NFI	0,904	
Medida de ajuste de parsimonia	PNFI	0,666	>0,5
	AIC	329,280	Menor valor posible (medida comparativa)
	C_{min}/DF	1,613	[1-5]

Tabla 5.16: Resultados análisis de bondad de ajuste**Fuente:** Elaboración propia

Como se puede observar, el C_{min} es de 203,280 y su significancia es menor a 0,05 por lo que la salida de los datos del modelo es significativa en ese nivel, igualmente al observar el valor de RMSEA se observa que es 0,049 casi 0,05 siendo esto considerado como un buen ajuste absoluto. Por otro lado, al evaluar las medidas de ajuste incremental, se observa que tanto CFI, TLI y el NFI presentan valores mayores a 0,90 siendo esto considerado como lo ideal. Por su parte, al medir el ajuste de parsimonia podemos observar que el PNFI es mayor a 0,5 y el ratio C_{min}/DF está dentro del rango entre 1 y 5 por lo que se concreta que el modelo cuenta con un buen ajuste de parsimonia y un buen ajuste en general.

No obstante, a pesar del buen ajuste logrado se debe tener en cuenta que en un comienzo se determinó que era posible mejorar la fiabilidad de los constructos al modificar el modelo eliminando algunas de las variables observadas (IM3, P1, V4 e IC1). Principalmente, es de interés el aumento considerable en el Alfa de Cronbach del factor Imagen de Marca, dado que en el modelo original su valor obtenido es menor a 0,6. Por consiguiente, los modelos modificados en donde se considera la eliminación de dicho ítem son los primeros en analizarse, seguido de aquellos con otras combinaciones posibles de los ítems eliminados,

para luego realizar una comparación entre los modelos mediante el indicador AIC.

5.5. Modelos modificados de la Intención de Compra

Como se mencionó, al realizar el análisis de fiabilidad de escala se logró determinar que al eliminar los ítems IM3, P1, V4 e IC1 se lograba mejorar el indicador Alfa de Cronbach para los constructos Imagen de Marca, Precio, Valor e Intención de Compra respectivamente. En consecuencia, se muestran a continuación 15 modelo modificados con diferentes combinaciones en donde se eliminan dichos ítems, permitiendo mejorar la fiabilidad de escala y buscando además mejorar los índices de ajuste del modelo.

5.5.1. Modelo modificado 1: Eliminación ítem IM3

Como primer modelo ajustado a analizar se considera la eliminación del ítem IM3 únicamente, analizando si al suprimirlo logra mejorar el ajuste del modelo. A continuación se presenta la tabla con los resultados del ajuste de bondad.

Estadístico	Valor modelo original	Valor modelo modificado 1	Criterio
C_{min}	203,280	177,488	
Probability level C_{min}	0,000	0,000	<0,05
RMSEA	0,049	0,049	Bueno: RMSEA<0,05 Adecuado: 0,05<RMSEA<0,08
CFI	0,960	0,965	
TLI	0,946	0,951	
NFI	0,904	0,915	Cercano a 1, idóneamente sobre 0,90
PNFI	0,666	0,658	>0,5
AIC	329,280	297,488	Menor valor posible
C_{min}/DF	1,613	1,614	[1-5]

Tabla 5.17: Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 1

Fuente: Elaboración propia

Al ver los resultados en la tabla, es posible darse cuenta que el valor de C_{min} disminuye en comparación al modelo original mas su significancia sigue siendo igualmente menor a 0,05. Asimismo, el valor de RMSEA se mantiene igual siendo igualmente considerado un modelo adecuado.

Ahora bien, al analizar los valores de CFI, TLI y NFI, se observa que si bien los valores iniciales son buenos, con este modelo modificado se logran mejorar levemente acercándose más a 1. Por su parte, los indicadores del ajuste de parsimonia igualmente son aceptables dado que el PNFI es mayor a 0,5 y el ratio C_{min}/DF se encuentra dentro del rango aceptable con un valor de 1,614. Se concluye entonces que este modelo modificado presenta un buen ajuste al igual que el original, sin embargo, al comparar el AIC es posible darse cuenta que es menor en el modelo modificado y en base a este criterio es mejor que el original.

5.5.2. Modelo modificado 2: Eliminación ítem IM3 y P1

El segundo modelo modificado a analizar consiste en la eliminación de los ítems IM3 y P1 con respecto al modelo original.

Estadístico	Valor modelo original	Valor modelo modificado 2	Criterio
C_{min}	203,280	158,674	
Probability level C_{min}	0,000	0,000	<0,05
RMSEA	0,049	0,051	Bueno: RMSEA<0,05 Adecuado: 0,05<RMSEA<0,08
CFI	0,960	0,966	
TLI	0,946	0,951	
NFI	0,904	0,920	Cercano a 1, idóneamente sobre 0,90
PNFI	0,666	0,643	>0,5
AIC	329,280	272,674	Menor valor posible
C_{min}/DF	1,613	1,670	[1-5]

Tabla 5.18: Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 2

Fuente: Elaboración propia

En este segundo modelo modificado se puede observar que el C_{min} disminuye nuevamente con respecto al original, mas la significancia sigue siendo menor a 0,05, además el RMSEA disminuye de manera casi imperceptible en comparación al modelo original pero igualmente correspondiendo a un buen ajuste.

Por su parte, las medidas de ajuste incremental aumentan en comparación al caso original mejorando levemente el modelo en comparación al original. Por su parte, los ajustes de parsimonia igualmente indican un buen ajuste al presentar un C_{min}/DF de 1,670 y un PNFI de 0,643. Finalmente se compara el AIC destacando una gran disminución en el modelo modificado en relación al original, por lo que se considera que el modelo modificado 2 cuenta con un buen ajuste y es mejor que el original.

5.5.3. Modelo modificado 3: Eliminación ítem IM3 y V4

Como tercer modelo modificado a analizar se eliminan los ítems IM3 y V4 con respecto al modelo original.

Estadístico	Valor modelo original	Valor modelo modificado 3	Criterio
C_{min}	203,280	150,583	
Probability level C_{min}	0,000	0,000	<0,05
RMSEA	0,049	0,048	Bueno: RMSEA<0,05 Adecuado: 0,05<RMSEA<0,08
CFI	0,960	0,971	Cercano a 1, idóneamente sobre 0,90
TLI	0,946	0,959	
NFI	0,904	0,927	
PNFI	0,666	0,647	>0,5
AIC	329,280	264,583	Menor valor posible
C_{min}/DF	1,613	1,585	[1-5]

Tabla 5.19: Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 3

Fuente: Elaboración propia

En primer lugar, se observa que el C_{min} disminuyó en comparación al modelo original y la significancia se mantiene igual siendo menor a 0,05. Además, el valor del RMSEA disminuye de manera casi imperceptible a 0,48 indicando igualmente que corresponde a un buen ajuste.

Por su parte, los indicadores de ajuste incremental aumentan de forma considerable en comparación a los del modelo original quedando sus valores muy cercanos a uno, especialmente en el caso del indicador CFI, considerándose esto como un muy buen ajuste.

Sobre los indicadores de ajuste de parsimonia se observa que tanto el PNFI como el C_{min}/DF presentan valores dentro del criterio considerado como buen ajuste, y en el caso del AIC es significativamente menor al modelo original por lo que se considera que el modelo modificado 3 presenta un buen ajuste y es mejor que el original.

5.5.4. Modelo modificado 4: Eliminación ítem IM3 e IC1

Como tercer modelo modificado a analizar se eliminan los ítems IM3 y IC1 con respecto al modelo original.

Estadístico	Valor modelo original	Valor modelo modificado 4	Criterio
C_{min}	203,280	148,364	
Probability level C_{min}	0,000	0,000	<0,05
RMSEA	0,049	0,047	Bueno: RMSEA<0,05 Adecuado: 0,05<RMSEA<0,08
CFI	0,960	0,971	
TLI	0,946	0,958	
NFI	0,904	0,924	Cercano a 1, idóneamente sobre 0,90
PNFI	0,666	0,646	>0,5
AIC	329,280	262,364	Menor valor posible
C_{min}/DF	1,613	1,562	[1-5]

Tabla 5.20: Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 4

Fuente: Elaboración propia

Este cuarto modelo modificado al igual que los otros presenta una disminución en el número C_{min} y su significancia es de 0,000 al igual que el modelo original, siendo este valor menor a 0,05. El RMSEA presenta una leve disminución en comparación al modelo original e igualmente representa a un buen ajuste absoluto.

Los valores de CFI, TLI y NFI aumentan en comparación al modelo original, acercándose más a 1 siendo lo idóneo, por lo cual supone un buen ajuste incremental. En cuanto a los indicadores de ajuste de parsimonia, se tiene que tanto el PNFI como el C_{min}/DF están dentro del criterio considerado como buen ajuste, mientras que al comparar el AIC de este modelo modificado con el modelo original se observa que en este nuevo caso disminuye dicho valor, prefiriéndose por sobre el modelo original y en conjunto con los otros indicadores se concluye que representa a un buen ajuste general.

5.5.5. Modelo modificado 5: Eliminación ítem IM3, P1 y V4

Como quinto modelo modificado a analizar se eliminan los ítems IM3, P1 y V4 con respecto al modelo original.

Estadístico	Valor modelo original	Valor modelo modificado 5	Criterio
C_{min}	203,280	132,035	
Probability level C_{min}	0,000	0,000	<0,05
RMSEA	0,049	0,049	Bueno: RMSEA<0,05 Adecuado: 0,05<RMSEA<0,08
CFI	0,960	0,972	
TLI	0,946	0,959	
NFI	0,904	0,933	Cercano a 1, idóneamente sobre 0,90
PNFI	0,666	0,630	>0,5
AIC	329,280	240,035	Menor valor posible
C_{min}/DF	1,613	1,630	[1-5]

Tabla 5.21: Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 5

Fuente: Elaboración propia

Este modelo como los anteriores presenta una disminución del C_{min} con respecto al modelo original y la significancia se mantiene en 0,000 siendo menor a 0,05. El valor del RMSEA es de 0,049, es decir, se mantiene constante indicando un buen ajuste.

Por su parte, los indicadores de ajuste incremental aumentan de forma considerable, representando esto un muy buen ajuste, destacando especialmente el valor de CFI igual a 0,972 muy cercano a 1. Por otro lado, los valores de PNFI es mayor a 0,5 y el ratio C_{min}/DF se mantiene dentro del rango entre 1 y 5, considerados ambos como indicadores de un buen ajuste.

Finalmente al comparar el AIC es posible darse cuenta que este disminuye en gran medida en comparación al modelo original, y dado que este modelo modificado demuestra tener un buen ajuste, según el criterio del AIC se considera mejor que el original.

5.5.6. Modelo modificado 6: Eliminación ítem IM3, P1 e IC1

Como sexto modelo modificado a analizar se eliminan los ítems IM3, P1 e IC1 con respecto al modelo original.

Estadístico	Valor modelo original	Valor modelo modificado 6	Criterio
C_{min}	203,280	131,218	
Probability level C_{min}	0,000	0,000	<0,05
RMSEA	0,049	0,049	Bueno: RMSEA<0,05 Adecuado: 0,05<RMSEA<0,08
CFI	0,960	0,971	
TLI	0,946	0,957	
NFI	0,904	0,930	Cercano a 1, idóneamente sobre 0,90
PNFI	0,666	0,628	>0,5
AIC	329,280	239,218	Menor valor posible
C_{min}/DF	1,613	1,620	[1-5]

Tabla 5.22: Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 6

Fuente: Elaboración propia

Al observar los resultados en la tabla es posible darse cuenta que el valor del C_{min} disminuye a 131,218, mientras que la significancia se mantiene en 0,000 menor a 0,05. Del mismo modo, el RMSEA se mantiene constante en comparación al modelo original representando dicho valor un buen ajuste general.

Asimismo, al analizar los indicadores CFI, TLI y NFI se obtienen valores de 0,971, 0,957 y 0,930 respectivamente muy cercanos a uno lo cual representa un muy buen ajuste y un aumento en comparación al modelo original. Por su parte, los indicadores PNFI y C_{min}/DF presentan valores dentro de los rangos considerados como buen ajuste y el AIC es significativamente menor al modelo original. En conjunto, se considera el modelo modificado 6 como un buen ajuste y según el criterio de AIC se considera mejor que el original.

5.5.7. Modelo modificado 7: Eliminación ítem IM3, V4 e IC1

Como séptimo modelo modificado a analizar se eliminan los ítems IM3, V4 e IC1 con respecto al modelo original.

Estadístico	Valor modelo original	Valor modelo modificado 7	Criterio
C_{min}	203,280	121,882	
Probability level C_{min}	0,000	0,002	<0,05
RMSEA	0,049	0,044	Bueno: RMSEA<0,05 Adecuado: 0,05<RMSEA<0,08
CFI	0,960	0,977	
TLI	0,946	0,967	
NFI	0,904	0,937	Cercano a 1, idóneamente sobre 0,90
PNFI	0,666	0,632	>0,5
AIC	329,280	229,882	Menor valor posible
C_{min}/DF	1,613	1,505	[1-5]

Tabla 5.23: Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 7

Fuente: Elaboración propia

Los resultados en la tabla del modelo modificado 7 dan cuenta que el valor del C_{min} disminuye en comparación al original a 121,882, mientras que la significancia cambia a 0,002 pero igualmente siendo menor a 0,05. En cuanto al RMSEA, se observa una leve disminución a 0,044 menor a 0,05 y por ende representando un buen ajuste general.

Asimismo, al analizar los indicadores CFI, TLI y NFI se obtienen valores de 0,977, 0,967 y 0,937 respectivamente muy cercanos a uno lo cual representa un muy buen ajuste y un aumento en comparación al modelo original. Por su parte, los indicadores PNFI y C_{min}/DF presentan valores dentro de los rangos considerados como buen ajuste y el AIC es significativamente menor al modelo original. En conjunto, se considera el modelo modificado 7 como un buen ajuste y según el criterio de AIC se considera mejor que el original.

5.5.8. Modelo modificado 8: Eliminación ítem IM3, P1, V4 e IC1

Como octavo modelo modificado a analizar se eliminan los ítems IM3, P1, V4 e IC1 con respecto al modelo original.

Estadístico	Valor modelo original	Valor modelo modificado 8	Criterio
C_{min}	203,280	105,058	
Probability level C_{min}	0,000	0,003	<0,05
RMSEA	0,049	0,046	Bueno: RMSEA<0,05 Adecuado: 0,05<RMSEA<0,08
CFI	0,960	0,979	
TLI	0,946	0,967	
NFI	0,904	0,943	Cercano a 1, idóneamente sobre 0,90
PNFI	0,666	0,611	>0,5
AIC	329,280	207,058	Menor valor posible
C_{min}/DF	1,613	1,545	[1-5]

Tabla 5.24: Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 8

Fuente: Elaboración propia

Los resultados del modelo modificado 8 dan cuenta que el valor del C_{min} disminuye en comparación al modelo original a 105,058, mientras que la significancia aumenta levemente a 0,003 pero siendo igualmente menor a 0,05. Asimismo, el RMSEA disminuye levemente a 0,046 en comparación al modelo original representando dicho valor un buen ajuste general.

Por su parte, al analizar los indicadores CFI, TLI y NFI se obtienen valores de 0,979, 0,967 y 0,943 respectivamente, muy cercanos a uno lo que indica un muy buen ajuste y un aumento en comparación al modelo original. Además, los indicadores PNFI y C_{min}/DF presentan valores dentro de los rangos considerados como buen ajuste (0,611 y 1,545 respectivamente), mientras que el AIC es significativamente menor al modelo original. En conjunto, se considera el modelo modificado 8 como un buen ajuste y según el criterio de AIC se considera mejor que el original.

5.5.9. Modelo modificado 9: Eliminación ítem P1

Como noveno modelo modificado a analizar se elimina únicamente el ítem P1 con respecto al modelo original.

Estadístico	Valor modelo original	Valor modelo modificado 9	Criterio
C_{min}	203,280	183,284	
Probability level C_{min}	0,000	0,000	<0,05
RMSEA	0,049	0,051	Bueno: RMSEA<0,05 Adecuado: 0,05<RMSEA<0,08
CFI	0,960	0,961	
TLI	0,946	0,946	
NFI	0,904	0,909	Cercano a 1, idóneamente sobre 0,90
PNFI	0,666	0,654	>0,5
AIC	329,280	303,284	Menor valor posible
C_{min}/DF	1,613	1,666	[1-5]

Tabla 5.25: Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 9

Fuente: Elaboración propia

Este modelo igualmente presenta una disminución del C_{min} con respecto al modelo original y la significancia se mantiene en 0,000 siendo menor a 0,05, mientras que el valor del RMSEA aumenta a 0,051, considerado dentro del rango como un ajuste adecuado.

Por su parte, los indicadores de ajuste incremental aumentan de forma imperceptible o en el caso del indicador TLI se mantiene igual, lo cual se sigue considerando como un buen ajuste dado que son valores sobre 0,90. Por otro lado, el PNFI es mayor a 0,5 y el ratio C_{min}/DF se mantiene dentro del rango entre 1 y 5, representando ambos un buen ajuste. Finalmente al comparar el AIC se observa que este disminuye con respecto al modelo original, pero sin representar una gran diferencia. Sin embargo, como el modelo modificado demuestra tener un buen ajuste, según el criterio del AIC se considera mejor que el original.

5.5.10. Modelo modificado 10: Eliminación ítem P1 y V4

Como décimo modelo modificado a analizar se eliminan los ítems P1 y V4 con respecto al modelo original.

Estadístico	Valor modelo original	Valor modelo modificado 10	Criterio
C_{min}	203,280	151,590	
Probability level C_{min}	0,000	0,000	<0,05
RMSEA	0,049	0,048	Bueno: RMSEA<0,05 Adecuado: 0,05<RMSEA<0,08
CFI	0,960	0,970	
TLI	0,946	0,956	
NFI	0,904	0,924	Cercano a 1, idóneamente sobre 0,90
PNFI	0,666	0,645	>0,5
AIC	329,280	265,590	Menor valor posible
C_{min}/DF	1,613	1,596	[1-5]

Tabla 5.26: Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 10

Fuente: Elaboración propia

Este nuevo modelo modificado también presenta una disminución en el número C_{min} y su significancia de 0,000 se mantiene igual que el modelo original, siendo menor a 0,05. Asimismo, el RMSEA presenta una leve disminución en comparación al modelo original e igualmente indica un buen ajuste absoluto.

En cuanto a los valores de CFI, TLI y NFI aumentan en comparación al modelo original acercándose más a 1, lo que supone un buen ajuste incremental. En cuanto a los indicadores de ajuste de parsimonia, se tiene que tanto el PNFI como el C_{min}/DF están dentro del criterio considerado como buen ajuste, mientras que al comparar el AIC de este modelo modificado con el original se observa que en este nuevo caso disminuye dicho valor, prefiriéndose por sobre el modelo original y en conjunto con los otros indicadores se concluye que representa a un buen ajuste general.

5.5.11. Modelo modificado 11: Eliminación ítem P1 e IC1

Como onceavo modelo modificado a analizar se eliminan los ítems P1 e IC1 con respecto al modelo original.

Estadístico	Valor modelo original	Valor modelo modificado 11	Criterio
C_{min}	203,280	155,919	
Probability level C_{min}	0,000	0,000	<0,05
RMSEA	0,049	0,050	Bueno: RMSEA<0,05 Adecuado: 0,05<RMSEA<0,08
CFI	0,960	0,965	
TLI	0,946	0,951	
NFI	0,904	0,918	Cercano a 1, idóneamente sobre 0,90
PNFI	0,666	0,641	>0,5
AIC	329,280	269,919	Menor valor posible
C_{min}/DF	1,613	1,641	[1-5]

Tabla 5.27: Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 11

Fuente: Elaboración propia

Los resultados en la tabla del modelo modificado 11 dan cuenta que el valor del C_{min} disminuye en comparación al original a 155,919 pero la significancia se mantiene en 0,000, menor a 0,05. En cuanto al RMSEA, se observa un leve aumento a 0,05, lo que sugiere un ajuste general adecuado.

Asimismo, al analizar los indicadores CFI, TLI y NFI se obtienen valores de 0,965, 0,951 y 0,918 respectivamente, más altos que el modelo original y por tanto más cercanos a 1, lo cual representa un muy buen ajuste. Por su parte, los indicadores PNFI y C_{min}/DF presentan valores dentro de los rangos considerados como buen ajuste y el AIC es considerablemente menor al modelo original. En conjunto, se considera el modelo modificado 11 como un buen ajuste y según el criterio de AIC, mejor que el original.

5.5.12. Modelo modificado 12: Eliminación ítem P1, V4 e IC1

Como doceavo modelo modificado a analizar se eliminan los ítems P1, V4 e IC1 con respecto al modelo original.

Estadístico	Valor modelo original	Valor modelo modificado 12	Criterio
C_{min}	203,280	124,678	
Probability level C_{min}	0,000	0,001	<0,05
RMSEA	0,049	0,046	Bueno: RMSEA<0,05 Adecuado: 0,05<RMSEA<0,08
CFI	0,960	0,975	
TLI	0,946	0,963	
NFI	0,904	0,933	Cercano a 1, idóneamente sobre 0,90
PNFI	0,666	0,630	>0,5
AIC	329,280	232,678	Menor valor posible
C_{min}/DF	1,613	1,539	[1-5]

Tabla 5.28: Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 12

Fuente: Elaboración propia

Este modelo como los anteriores presenta una disminución del C_{min} con respecto al modelo original y la significancia varía a 0,001 siendo igualmente menor a 0,05, mientras que el RMSEA disminuye a 0,046 lo que indica un buen ajuste general.

Por su parte, los indicadores de ajuste incremental aumentan de forma considerable, representando esto un muy buen ajuste, destacando especialmente el valor de CFI igual a 0,975 muy cercano a 1. Por otro lado, los valores de PNFI es mayor a 0,5 y el ratio C_{min}/DF se mantiene dentro del rango entre 1 y 5, considerados ambos como indicadores de un buen ajuste. Del mismo modo, al observar el AIC se distingue que este disminuye en gran medida con respecto al modelo original, y dado que este modelo modificado demuestra tener un buen ajuste, según el criterio del AIC se considera mejor que el original.

5.5.13. Modelo modificado 13: Eliminación ítem V4

Como treceavo modelo modificado a analizar se elimina únicamente el ítem V4 con respecto al modelo original.

Estadístico	Valor modelo original	Valor modelo modificado 13	Criterio
C_{min}	203,280	171,145	
Probability level C_{min}	0,000	0,000	<0,05
RMSEA	0,049	0,046	Bueno: RMSEA<0,05 Adecuado: 0,05<RMSEA<0,08
CFI	0,960	0,968	
TLI	0,946	0,956	
NFI	0,904	0,918	Cercano a 1, idóneamente sobre 0,90
PNFI	0,666	0,660	>0,5
AIC	329,280	291,145	Menor valor posible
C_{min}/DF	1,613	1,556	[1-5]

Tabla 5.29: Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 13

Fuente: Elaboración propia

Este nuevo modelo modificado también presenta una disminución en el número C_{min} y su significancia de 0,000 se mantiene igual que el modelo original, siendo menor a 0,05. Asimismo, el RMSEA presenta una leve disminución en comparación al modelo original e igualmente indica un buen ajuste absoluto.

En cuanto a los valores de CFI, TLI y NFI aumentan en comparación al modelo original acercándose más a 1, lo que supone un buen ajuste incremental. En cuanto a los indicadores de ajuste de parsimonia, se tiene que tanto el PNFI como el C_{min}/DF están dentro del criterio considerado como buen ajuste, mientras que al comparar el AIC de este modelo modificado con el original se observa que en este nuevo caso disminuye dicho valor, prefiriéndose por sobre el modelo original y en conjunto con los otros indicadores se concluye que representa a un buen ajuste general.

5.5.14. Modelo modificado 14: Eliminación ítem V4 e IC1

Como catorceavo modelo modificado a analizar se eliminan los ítems V4 e IC1 con respecto al modelo original.

Estadístico	Valor modelo original	Valor modelo modificado 14	Criterio
C_{min}	203,280	142,476	
Probability level C_{min}	0,000	0,001	<0,05
RMSEA	0,049	0,044	Bueno: RMSEA<0,05 Adecuado: 0,05<RMSEA<0,08
CFI	0,960	0,974	
TLI	0,946	0,963	
NFI	0,904	0,927	Cercano a 1, idóneamente sobre 0,90
PNFI	0,666	0,648	>0,5
AIC	329,280	256,476	Menor valor posible
C_{min}/DF	1,613	1,500	[1-5]

Tabla 5.30: Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 14

Fuente: Elaboración propia

Al observar los resultados en la tabla se logra dar cuenta que el valor del C_{min} disminuye a 142,476, mientras que la significancia aumenta levemente a 0,001 igualmente menor a 0,05. Del mismo modo, el RMSEA disminuye a 0,044 representando también un buen ajuste general.

Asimismo, al analizar los indicadores CFI, TLI y NFI se obtienen valores de 0,974, 0,963 y 0,927 respectivamente, muy cercanos a 1 lo cual representa un muy buen ajuste y un aumento en comparación al modelo original. Por su parte, los indicadores PNFI y C_{min}/DF presentan valores dentro de los rangos considerados como buen ajuste y el AIC es significativamente menor al modelo original. En conjunto, se considera el modelo modificado 14 como un buen ajuste y según el criterio de AIC se considera mejor que el original.

5.5.15. Modelo modificado 15: Eliminación ítem IC1

Como quinceavo modelo modificado a analizar se elimina únicamente el ítem IC1 con respecto al modelo original.

Estadístico	Valor modelo original	Valor modelo modificado 15	Criterio
C_{min}	203,280	174,227	
Probability level C_{min}	0,000	0,000	<0,05
RMSEA	0,049	0,048	Bueno: RMSEA<0,05 Adecuado: 0,05<RMSEA<0,08
CFI	0,960	0,965	
TLI	0,946	0,951	
NFI	0,904	0,912	Cercano a 1, idóneamente sobre 0,90
PNFI	0,666	0,656	>0,5
AIC	329,280	294,227	Menor valor posible
C_{min}/DF	1,613	1,584	[1-5]

Tabla 5.31: Resultados análisis de bondad de ajuste para modelo modificado 15

Fuente: Elaboración propia

Al analizar los resultados del último modelo modificado, se logra dar cuenta que el C_{min} al igual que en casos anteriores disminuyen a 174,227, mientras que la significancia se mantiene constante en 0,000 y el RMSEA disminuye de manera casi imperceptible a 0,048 menor a 0,05 lo que indica un buen ajuste general del modelo.

En cuanto a los indicadores de ajuste incremental se puede observar que tanto el CFI, TLI y NFI aumentan con respecto al modelo original acercándose más a 1 y en consecuencia dando muestras de un muy buen ajuste incremental.

Por último, los indicadores del ajuste de parsimonia como el PNFI y C_{min}/DF presentan valores dentro de los criterios considerados como buen ajuste y el AIC demuestra una disminución con respecto al modelo original, por lo que en conjunto se concluye que el modelo presenta un buen ajuste y según el criterio del AIC, mejor que el original.

5.5.16. Comparación de modelos

Dado que todos los modelos son aceptables, se procede a comparar cada uno de ellos según el Criterio de Información de Akaike (AIC), que corresponde a una medida comparativa. Por consiguiente, se considera que mientras menor AIC mejor es el ajuste y mayor parsimonia.

A continuación se presenta la tabla con los resultados.

Modelo	AIC
Modelo Original	329,280
Modelo modificado 1: sin ítem IM3	297,488
Modelo modificado 2: sin ítem IM3 y P1	272,674
Modelo modificado 3: sin ítem IM3 y V4	264,583
Modelo modificado 4: sin ítem IM3 e IC1	262,364
Modelo modificado 5: sin ítem IM3, P1 y V4	240,035
Modelo modificado 6: sin ítem IM3, P1 e IC1	239,218
Modelo modificado 7: sin ítem IM3, V4 e IC1	229,882
Modelo modificado 8: sin ítem IM3, P1, V4 e IC1	207,058
Modelo modificado 9: sin ítem P1	303,284

Modelo	AIC
Modelo modificado 10: sin ítem P1 y V4	265,590
Modelo modificado 11: sin ítem P1 e IC1	269,919
Modelo modificado 12: sin ítem P1, V4 e IC1	232,678
Modelo modificado 13: sin ítem V4	291,145
Modelo modificado 14: sin ítem V4 e IC1	256,476
Modelo modificado 15: sin ítem IC1	294,227

Tabla 5.32: Estimadores AIC
Fuente: Elaboración propia

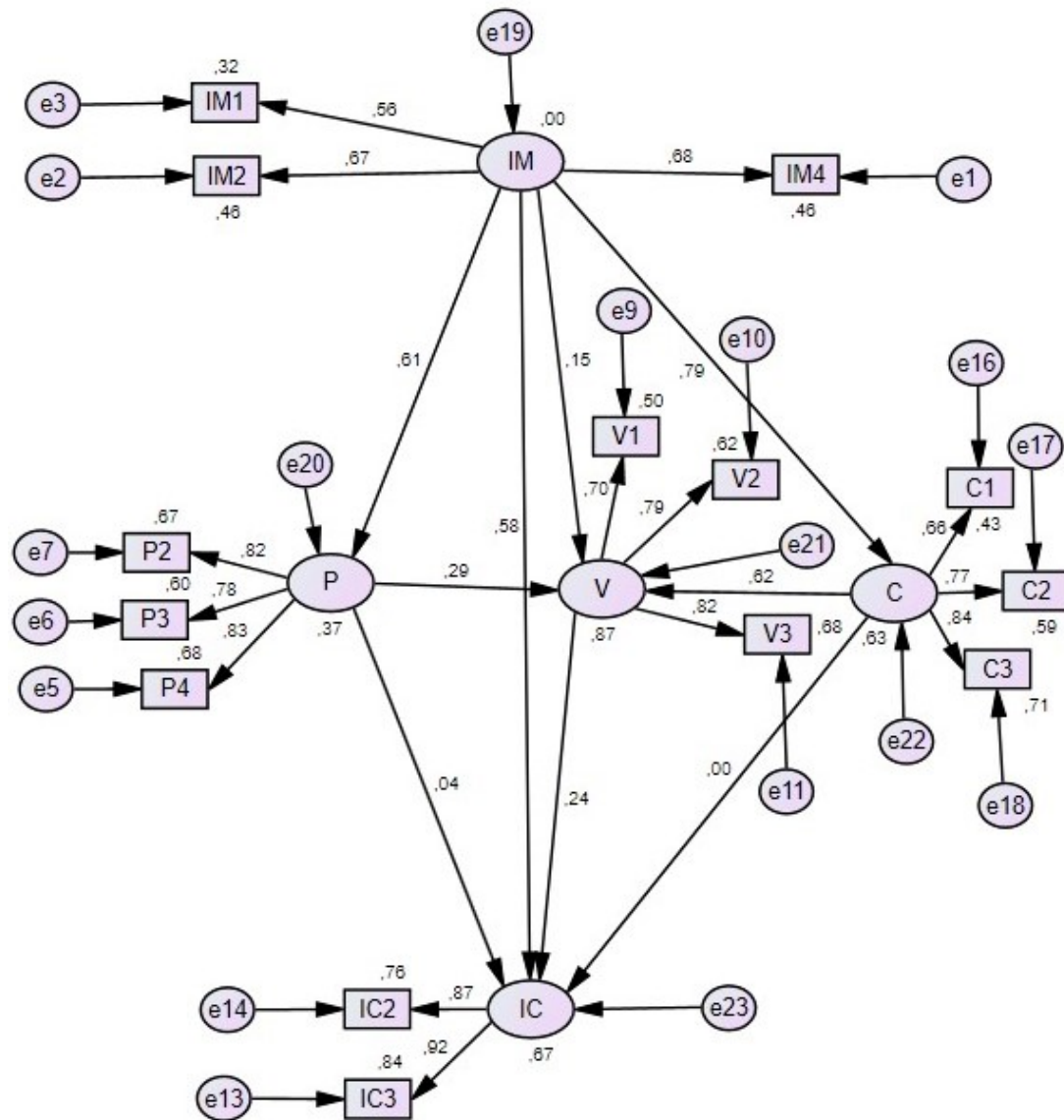
Como se observa en esta tabla, al buscar por el menor AIC y por ende el mejor modelo se logra identificar al Modelo modificado 8 con el menor estimador equivalente a 207,058, correspondiendo este al modelo en donde no se consideran las variables observadas IM3, P1, V4 e IC1 quedando los factores IM, P, V e IC con 3, 3, 3 y 2 variables observadas respectivamente.

En consecuencia, de ahora en adelante se considera el Modelo modificado 8 como el modelo principal debido a su mejor ajuste y se procede a realizar análisis más detallados.

5.6. Análisis modelo principal

Como se vio previamente, el modelo principal correspondiente al que elimina los ítems IM3, P1, V4 e IC1 presenta un mejor ajuste al resto de los modelos modificados y que el modelo original, por lo tanto se realizan a continuación análisis más detallados.

Con este fin, se presenta en primer lugar la figura del diagrama con los resultados del modelo en donde se puede observar los valores de R^2 de cada variable latente.

**Figura 5.3:** Resultados modelo principal**Fuente:** Elaboración propia

Para un mejor análisis se realiza a continuación una tabla comparativa con los R^2 tanto del modelo original como del modelo principal (señalados en la figura 5.3).

Factor	Modelo Original	Modelo Principal
P	0,373	0,369
V	0,877	0,874
C	0,613	0,628
IC	0,670	0,672

Tabla 5.33: Cuadro comparativo de los R^2 de los modelos original y principal**Fuente:** Elaboración propia

Al analizar las regresiones obtenidas del modelo principal, específicamente el coeficiente de determinación R^2 apreciadas en la figura 5.3 y más específicamente en la tabla 5.33, se observa que el indicador R^2 del Precio es de un 0,369, lo que quiere decir que la variable latente exógena respectiva explica en un 36,9 % la varianza del Precio que equivale a la variable latente endógena.

Asimismo, se obtiene que para las otras variables endógenas la Imagen de Marca logra explicar el 62,8 % de la varianza de la Confianza; la Imagen de Marca, el Precio y la Confianza logran explicar el 87,4 % de la varianza del Valor percibido y todas estas logran explicar un 67,2 % de la varianza de la Intención de Compra. Explicado de otra forma, se tiene que en cada caso la varianza del error es de 63,1 % para el Precio, 37,2 % para la Confianza, 12,6 % para el Valor y 32,8 % para la Intención de Compra.

Además, al comparar estos valores con los del modelo original es posible darse cuenta que son valores muy cercanos, existiendo leves variaciones. En el caso de la Confianza y la Intención de Compra por un lado mejora el porcentaje de la varianza explicada en un 1,5 % y 0,2 % respectivamente, mientras que para el Precio y el Valor la varianza explicada disminuye en un 0,4 % y 0,3 % respectivamente. Se destaca entonces que el mayor cambio se encuentra en la Confianza afectando positivamente el modelo principal.

Ahora bien, se presenta el número de momentos de muestra distintos, número de parámetros distintos a estimar, que a su vez permiten determinar los grados de libertad.

Number of distinct sample moments	119
Number of distinct parameters to be estimated	51
Degrees of freedom (119 - 51)	68

Tabla 5.34: Grados de libertad del modelo principal SEM**Fuente:** Elaboración propia

Como se observa, los grados de libertad para este modelo principal son 68, mucho menor a los del modelo original de 126 (señalados en la tabla 5.14), no obstante sigue siendo un valor mayor a cero por lo que está sobre identificado.

Enseguida se presentan los estimadores y su significancia que permitirán determinar la aceptación o rechazo de las hipótesis del modelo.

Trayecto	Estimador	Estimador estandarizado	S.E.	C.R.	P
P ← IM	0,771	0,607	0,112	6,904	***
C ← IM	0,837	0,792	0,115	7,275	***
V ← P	0,236	0,294	0,057	4,135	***
V ← IM	0,155	0,152	0,139	1,121	0,262
V ← C	0,598	0,620	0,123	4,861	***
IC ← P	0,050	0,035	0,157	0,317	0,751
IC ← C	0,006	0,004	0,381	0,017	0,986
IC ← IM	1,046	0,579	0,313	3,345	***
IC ← V	0,434	0,245	0,479	0,905	0,365

Tabla 5.35: Estimadores de regresión y significancia de variables latentes del modelo principal**Fuente:** Elaboración propia

Como se observa, existen cuatro casos en donde la hipótesis nula es aceptada, puesto que sus valores P son superiores a 0,05 y por tanto los trayectos correspondientes no son significativos en el modelo. Así, la Imagen de Marca (IM) demuestra no ser significativa en la predicción del Valor (V), mientras que el Precio, la Confianza y el Valor no son significativos para predecir la Intención de Compra. En contraste, la Imagen de Marca (IM) si demuestra ser significativa en la predicción del Precio (P), la Confianza (C) y es la única

en ser significativa en la predicción de la Intención de Compra. Por su parte, tanto el Precio (P) como la Confianza (C) demuestran ser significativos en la predicción del Valor (V).

Con lo anterior, se puede determinar la aceptación de las hipótesis *H1*, *H2*, *H4*, *H8* y *H11*, y rechazo de las hipótesis *H3*, *H9*, *H12* y *H14*. Estas implican relaciones directas, por lo que falta analizar aquellas con relaciones indirectas, pero como el Valor (V), la Confianza (C) y el Precio (P) no son significativas en la predicción de la Intención de Compra (IC) se deben rechazar también las hipótesis restantes *H5*, *H6*, *H7*, *H10* y *H13*, puesto que ninguna variable latente puede tener un efecto en la Intención de Compra (IC) por medio de alguno de estos factores.

Es posible destacar además, que aquellos trayectos que resultaron no ser significativos en la predicción coinciden con ser los que presentan un menor estimador estandarizado, vale decir que la variable latente exógena respectiva tiene un mínimo impacto en la desviación estándar de la variable latente endógena correspondiente. Análogamente, se presentan a continuación los estimadores estandarizados en la relación entre variables latentes y sus respectivas variables observadas.

Relación	Estimador estandarizado
P4 $\leftarrow$ P	0,828
P3 $\leftarrow$ P	0,778
P2 $\leftarrow$ P	0,820
IC3 $\leftarrow$ IC	0,918
IC2 $\leftarrow$ IC	0,870
C2 $\leftarrow$ C	0,770
IM4 $\leftarrow$ IM	0,677
V3 $\leftarrow$ V	0,825
IM2 $\leftarrow$ IM	0,675
C1 $\leftarrow$ C	0,655
C3 $\leftarrow$ C	0,843
V1 $\leftarrow$ V	0,705
V2 $\leftarrow$ V	0,789

Relación	Estimador estandarizado
IM1 $\leftarrow$ IM	0,562

Tabla 5.36: Estimadores de regresión estandarizados de las variables observadas en el modelo principal

Fuente: Elaboración propia

Como es posible ver en la tabla, los estimadores estandarizados presentan valores sobre 0,50 lo cual indica una alta relación entre las variables latentes y las observadas. Específicamente, estos valores quieren decir que cuando una variable latente, por ejemplo el Precio (P) sube 1 su desviación estándar, la variable observada P4 sube en 0,828 su desviación estándar, y así con los otros casos.

5.6.1. Comparación con resultado de los autores

Habiendo realizados los análisis correspondientes al modelo principal, se presenta ahora una comparación con los resultados obtenidos por los autores de la investigación que fueron la base y guía para el desarrollo de este estudio.

Se debe tener en cuenta que para obtener los resultados en el estudio original se realizó un caso aplicado a tres hoteles de la zona de estudio con diferentes características, mientras que en este estudio se realiza un análisis para la plataforma de reserva de hospedaje Booking.com y no un hotel en específico.

Hipótesis	Trayecto	Coficiente estandarizado autores	Coficiente estandarizado estudio	P-Value autores	P-Value estudio
H1	P $\leftarrow$ IM	0,300	0,607	0,000	0,000
H2	C $\leftarrow$ IM	0,679	0,792	0,000	0,000
H3	V $\leftarrow$ IM	0,289	0,152	0,000	0,262
H4	IC $\leftarrow$ IM	0,166	0,579	0,000	0,000
H8	V $\leftarrow$ P	0,260	0,294	0,000	0,000
H9	IC $\leftarrow$ P	0,261	0,035	0,000	0,751

Hipótesis	Trayecto	Coeficiente estandarizado autores	Coeficiente estandarizado estudio	P-Value autores	P-Value estudio
H11	$V \leftarrow C$	0,424	0,620	0,000	0,000
H12	$IC \leftarrow C$	0,061	0,004	0,342	0,986
H14	$IC \leftarrow V$	0,610	0,245	0,000	0,365

Tabla 5.37: Comparación resultados autores y estudio
Fuente: Elaboración propia

Como se observa en la tabla, los resultados de los autores sólo se rechaza la hipótesis *H12* en las relaciones directas y si bien en este estudio esta hipótesis igualmente es rechazada, a esta se le suman las hipótesis *H3*, *H9* y *H14*.

Por otra parte, es posible destacar que en este estudio, la Imagen de Marca logra una influencia mucho más grande tanto en el Precio la Confianza y especialmente en la Intención de Compra triplicando incluso su influencia. Asimismo, se aprecia que el precio influye más en el valor en este estudio que en los datos de los autores, lo mismo ocurre con la influencia de la Confianza en el Valor percibido. En contraste, es posible observar también como en los resultados de los autores el Precio y el Valor influyen considerablemente en la Intención de Compra en comparación a los resultados aquí obtenidos, haciéndose evidente por qué en dicho caso se aceptan las correspondientes hipótesis y en este estudio no.

Al analizar la razón de estos resultados es posible inferir que se deben a que lo que se evalúa en este caso es la aplicación de reserva que abarca diversas opciones de hospedaje y no uno en específico, a diferencia del estudio de los autores, por lo que factores como el Valor, la Confianza y el Precio del lugar de estadía no dependen completamente de la plataforma de reserva si no que del mismo hospedaje y por tanto rechazando la significancia de estos factores en la predicción de la Intención de Compra.

Finalmente, en cuanto a las hipótesis que implican relaciones indirectas se tiene que en este estudio se rechazan todas, debido a que previamente se rechazó la significancia del Valor, la Confianza y el Precio en la Intención de Compra, como ya se explicó antes, sin embargo, los resultados de los autores se obtiene lo opuesto en casi todos los casos. A

continuación se presentan sus resultados.

Hipótesis	Trayecto	Coefficiente estandarizado autor	P-Value autor
H5	IC $\leftarrow$ P $\leftarrow$ IM	0.078	0.000
H6	IC $\leftarrow$ C $\leftarrow$ IM	0.041	0.172
H7	IC $\leftarrow$ V $\leftarrow$ IM	0.176	0.000
H10	IC $\leftarrow$ V $\leftarrow$ P	0.162	0.008
H13	IC $\leftarrow$ V $\leftarrow$ C	0.259	0.000

Tabla 5.38: Resultados hipótesis de relaciones indirectas del autor

Fuente: Elaboración propia

Como se observa, la hipótesis *H6* es la única en ser rechazada, lo que se debe a que previamente la Confianza no resultó ser significativa para predecir la Intención de Compra, por lo cual la Imagen de Marca no puede influir en esta última por medio de la Confianza. Sin embargo, todas las otras relaciones indirectas si son aceptadas, a pesar de que su influencia no es mucha como se ve en los coeficientes estandarizados.

De esta forma, en el estudio de los autores la Imagen de Marca logra influenciar la predicción de la Intención de Compra de forma directa como indirecta por medio del Precio y el Valor, mientras que el Precio y la Confianza logran influenciar la Intención de compra de forma indirecta por el Valor. En contraste, en el estudio aquí realizado ninguno de estos factores logra influenciar la Intención de Compra de forma indirecta y únicamente la Imagen de Marca lo hace de forma directa.

6 | CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Primeramente, es importante señalar con respecto al entorno del estudio que, según se mencionó en el Marco Teórico de la investigación, para mayo de 2019, las pernoctaciones en el país aumentaron con respecto al año anterior en un 6,3 %, alcanzando un mayor nivel la región Metropolitana seguida de Valparaíso, lo que nos da a entender en una primera instancia que el hospedaje tiende a ir al aumento, aún en meses que no representan una *alta demanda* como lo es mayo. De todos modos, se debe tener en consideración que durante este mismo mes existen dos feriados importantes que permiten a las personas salir y realizar pequeños viajes en donde las pernoctaciones y requerimiento de hospedaje es necesario, pero también es posible esperar que durante el resto del mes se lleven a cabo viajes con motivos laborales o vacaciones tomadas por trabajadores que no desean hacerlo en la temporada alta. Se rescata además que los establecimientos clasificados como hotel presentaron un 43,8 % de ocupación, por lo que se hace posible considerar la reserva previa como parte importante si se requiere hospedaje.

En concreto, con respecto al objetivo general planteado en un comienzo de la investigación, es posible concluir que únicamente la imagen de marca de Booking.com resulta ser influyente en la intención de uso, entendiendo el uso como el propósito de reservar por ese medio o dicho de otro modo la intención de compra. Más aún, el hecho de ser el único factor influyente la hace clave para incentivar positivamente el aumento en la intención de compra y por tanto de clientes que reserven mediante Booking.com. De esta forma, es posible entender que si se mejora la reputación de la marca, se fortalece la posibilidad de que se reserve por ese medio.

Por otro lado, es posible entender que la imagen de marca también es un antecedente importante para determinar la confianza, siendo este el mayor efecto registrado correspondiente a 0,792. Esto da a entender que al ser atractiva la marca de Booking.com aumenta la confianza de los consumidores en el servicio que presta, vale decir, la confianza en realizar una reserva de hospedaje por su medio. A su vez, esta imagen de marca es un antecedente para determinar el precio, dado que influye positivamente en este (0,607), esto nos indica que mientras mejor sea la marca exhibida y con buena reputación, es posible pedir al cliente un precio mas elevado por el servicio ofrecido en ese medio. Ahora bien, hay que tener en cuenta que el precio no es significativo en la predicción de la intención de compra, lo que se puede deber a que los precios entre este y otros canales de reserva por el mismo hospedaje no presentan grandes diferencias, dado que el precio base lo establece el mismo hospedaje lo cual se encuentra fuera del control de los canales como Booking.com y el resto. Con el fin de tener una mayor certeza en esto último, es recomendable realizar un estudio en donde se comparen al menos dos de los canales más populares, que según este estudio sería Booking.com y Despegar en caso de considerar los más conocidos o Booking.com y Airbnb si se tiene en cuenta los más utilizados. Sobre esto último, es posible concluir además que dado el alcance que han tenido estos canales de reserva online, los dueños y/o encargados de asignar el precio de los hospedajes están más conscientes de los valores que hay en este mercado, pudiendo saber a su vez lo que se incluye dentro de ese valor, permitiéndoles tomar decisiones con mayor conocimiento de la situación de su entorno y de hospedajes con características similares o igual calidad en diversos lugares.

Por su parte, el precio y la confianza son antecedentes para determinar el valor, esto nos indica por un lado que mientras mayor es el precio, se espera que el valor entregado al cliente por reservar mediante ese canal sea alto, haciendo una diferencia con respecto a la competencia. Lo mismo ocurre con la confianza, dado el alto nivel de confianza que les entrega, el valor que se perciba por reservar mediante ese canal debe ser igualmente alto. Traduciéndose en palabras coloquiales, correspondería a que el cliente espera que dado el precio y la confianza en la empresa, reservar por Booking.com “valga la pena” y tenga una buena relación calidad-precio por un lado, y cumpla con lo que se señale al momento de reservar, proporcionando valor al consumidor durante el tiempo hospedado. Esto se inter-

preta como que Booking.com realice un buen trabajo en la solicitud de los requerimientos que se le ofrecieron al cliente, por lo que además de cumplir con la realización de la reserva en el hospedaje, se asegure que sea con todo lo solicitado.

Ahora bien, la confianza y el valor, al igual que el precio, tampoco logran ser significativos en la intención de compra por Booking.com, ya que este corresponde más bien a un nexos y no depende de él lo que el hospedaje puede o no proporcionar, existiendo dentro de la plataforma una serie de ofertas con diversas opciones tanto de precio como de productos o servicios incluidos con la reserva. De esta forma, si bien un hospedaje indica los beneficios o servicios que pueda otorgar a los clientes en su hospedaje, Booking.com debe velar porque la reserva cuente con eso durante el tiempo hospedado del cliente pero no añadir más, por lo tanto al reservar por otro medio se puede esperar lo mismo en cuanto a los servicios prestados durante el hospedaje, sin existir diferencias o siendo mínimas, dejando de ser decisivo en la intención de compra.

Si bien al comparar con el estudio original se observa que los resultados no son similares, es posible entender la gran diferencia entre ellos, dado que en este caso el análisis es realizado a una plataforma de reserva con muchos hospedajes suscritos, pero no es dueño de ninguno y su rol principal es prestar el servicio de realizar la reserva de hospedaje con todos los servicios indicados, mientras que el resto de las funciones y características corresponden a cada hospedaje por sí solo, siendo ellos los que definen aspectos como el precio o lo que incluye como desayuno, baño privado u otra característica.

Adicionalmente, se debe tener en cuenta que previo al análisis del modelo propiamente tal, se logró determinar el perfil de los encuestados y su conocimiento sobre las aplicaciones de reserva de hospedaje, siendo el principal interés Booking.com, dado que el modelo es respecto a esta aplicación. En este punto, es posible destacar satisfactoriamente que la mayoría de los usuarios ha visitado agencias de viaje online y páginas web de hoteles para planificar la estadía de sus viajes y más importante aún, dentro de estas agencias se destaca el conocimiento con respecto a Booking.com, existiendo una gran diferencia con el resto de las opciones por lo que es posible destacar que esta plataforma ha logrado un gran alcance en las personas. Se debe considerar además que la gran mayoría señala que sólo utiliza 2 páginas web para buscar información sobre un hospedaje por lo que es posible concluir

que en general las personas tienen claro por donde realizar su reserva previo a iniciar su búsqueda, comprobando en algunas partes únicamente alguna variación u otras opciones.

En cuanto al perfil de los encuestados, se destaca que la mayoría pertenece un rango más bien joven, pudiendo encontrarse muchos en una etapa universitaria y recién comenzando a trabajar con hasta 5 años de experiencia como mucho. Esto es concordante con la gran cantidad de personas con estado civil soltero, la gran cantidad de encuestados con sus estudios universitarios incompletos y completos (34 % y 37,8 % respectivamente) y el rango de ingresos menores a \$120.000 (20,5 %) adjudicándolos a aquellos que aún no terminan de estudiar y aquellos entre \$631.000 y \$1.916.000 (34 %), que pueden corresponder a aquellos que terminaron sus estudios y ya se encuentran trabajando o que sin haberse titulado aún, igualmente comenzaron a trabajar. De esta gran mayoría es posible concluir que con o sin trabajo estable igualmente han realizado viajes en donde han requerido reservar por medio de aplicaciones de hospedaje, infiriendo que las razones de sus principales viajes son con fines recreativos, viajando tanto con amigos, parejas o familia. Asimismo, al ser una generación aún joven y que se le considera familiarizada con la tecnología se podría esperar que ellos son los que presentan un mejor conocimiento de estas aplicaciones, conociendo la mayoría o todas las señaladas en la encuesta e incluso más (indicadas en “otros”). Por otro lado, no se debe descartar el otro grupo que logró destacar, si bien mucho más pequeño, igualmente importante de personas entre 54 y 56 años, quienes pueden considerarse como personas más maduras con familias conformadas con hijos y parejas o divorciados. Dada su edad y que es posible que no se familiaricen tanto con la tecnología o aplicaciones, es sumamente interesante e importante el hecho de que se alcanzara tan alto nivel de conocimiento de la aplicación Booking.com, corroborando el alcance de la imagen de marca que ha tenido.

Es importante relacionar también estos perfiles con el rango de veces con que se reservó hospedaje en el último año, presentándose una gran mayoría entre 1 y 3 veces lo que se podría asumir que los viajes principales de los encuestados son por temas recreativos, realizando esas reservas por vacaciones, y en los casos en donde es mayor se puede asumir que pueden haber viajes con fines recreativos pero la mayoría corresponder a fines laborales, en donde su trabajo les demande viajar a otras ciudades y por tanto necesitar hospedaje. En

el caso de los que indicaron ninguna, se puede entender que esto no quiere decir que no hayan utilizado una aplicación antes, mas bien se puede vincular a aquellos con ingresos no tan elevados y que por tanto realizar un viaje en donde se requiera hospedaje no es algo que puedan hacer comúnmente o cada año.

Ahora bien, dada la contingencia mundial en que el turismo ha bajado hasta el punto de pararse completamente por meses y los viajes de negocio igualmente han disminuido o cesado por completo, es posible recomendar en base a los resultados aquí obtenidos que para el momento en que se permitan realizar nuevamente viajes y sea seguro hospedarse y hospedar, una forma de reactivar el uso de esta plataforma (y los hospedajes mismos), logrando que se vuelva a reservar por este medio, consiste por un lado en asegurar a sus clientes la limpieza, desinfección constante e higiene del lugar, aumentando o dando a conocer los altos niveles de limpieza y sanitización de los lugares, si bien esto es algo que depende del hospedaje, Booking.com puede coordinar que se lleven a cabo estas medidas y por medio de su marca relacionarla a la seguridad en términos de la higiene del lugar y las nuevas medidas aplicadas que se les exigirá tener a los hospedajes suscritos a su plataforma. De esta forma, al fomentar dentro de su imagen de marca influirá no solo en que se pueda aumentar la intención de compra, si no que además la confianza del cliente y dadas estas nuevas medidas solicitar un mayor precio, dependiendo del hospedaje y para qué público esté enfocado, lo cual a su vez podrá mejorar el valor percibido de reservar por ese medio. El aumento de precio mencionado no puede llevarse a cabo en cada caso y debe depender del público objetivo que tiene cada hospedaje, puesto que en muchos casos, la economía familiar se vio afectada, aumentando el desempleo o existiendo reducción en el sueldo por lo que lo que en un momento se pudo destinar a viajes y hospedajes se puede ver afectado en un futuro.

En cuanto al estudio propiamente tal, se recomienda una forma de afianzar a sus clientes por medio de la imagen de marca, realizar un mayor marketing, publicidad o difusión, que de cuenta de los beneficios de reservar por medio de su aplicación para smartphone o web, actualizándola constantemente para mejorarla a medida que hayan avances en la tecnología, además de hacerla fácil de usar tanto en su versión de aplicación como en web. Igualmente, no se debe dejar de lado la actualización de sus hospedajes, ir añadiendo nuevas opciones

también puede ser beneficiosos para su imagen dado que se podrá vincular con una gran cantidad de alternativas de hospedaje. Mejorar la imagen de marca a su vez permitirá mejorar la percepción del precio y la confianza y la intención de compra. Al influir en la confianza influye esta a su vez en el valor percibido y el precio igualmente influye en el valor siendo un mejoramiento en cadena que puede lograr beneficiar a Booking.com.

Finalmente, se indica como una limitación en este estudio el tamaño de la encuesta, ya que se observó un alto número de personas que no la contestaron completamente (42), por lo que hubo un potencial de 301 encuestados que finalmente resultaron en 259 respuestas válidas, que igualmente equivale a un buen número y ha sido posible extraer interesantes conclusiones.

Bibliografía

- Bentler, Peter M (1988). Causal modeling via structural equation systems. In *Handbook of multivariate experimental psychology* (pp. 317–335). Springer. [3.11](#)
- Bilgihan, Anil y Bujisic, Milos (2015). The effect of website features in online relationship marketing: A case of online hotel booking. *Electronic commerce research and applications*, 14(4), 222–232. [1](#)
- Byrne, Barbara M (2010). Structural equation modeling with amos basic concepts, applications, and programming (multivariate applications series). [3.11](#), [3.11.1.2](#), [3.11.2](#)
- Chiang, Chun-Fang y Jang, SooCheong Shawn (2007). The effects of perceived price and brand image on value and purchase intention: Leisure travelers' attitudes toward online hotel booking. *Journal of Hospitality & Leisure Marketing*, 15(3), 49–69. ([document](#)), [3.6](#), [3.7](#), [3.10.2](#), [3.8](#), [3.10.2](#)
- Contreras Serrano, Carlos (2016). Modelos de ecuaciones estructurales, una manera eficiente de probar hipótesis de negocio. [3.11.1.1](#)
- Cupani, Marcos (2012). Análisis de ecuaciones estructurales: conceptos, etapas de desarrollo y un ejemplo de aplicación. *Revista tesis*, 2, 186–199. [3.11.1.2](#)
- Dodds, William B; Monroe, Kent B; y Grewal, Dhruv (1991). Effects of price, brand, and store information on buyers' product evaluations. *Journal of marketing research*, 28(3), 307–319. [3.5](#)
- Escobedo Portillo, María Teresa; Hernández Gómez, Jesús Andrés; Estebané Ortega, Virginia; y Martínez Moreno, Guillermina (2016). Modelos de ecuaciones estructurales: Características, fases, construcción, aplicación y resultados. *Ciencia & trabajo*, 18(55), 16–22. [3.11.4.1](#)
- Gefen, David (2000). E-commerce: the role of familiarity and trust. *Omega*, 28(6), 725–737. [3.8](#)
- Hair, Joseph F; Anderson, Rolph E; Tatham, Ronald L; Black, William C; et al. (1999). *Análisis multivariante*, volume 491. Prentice Hall Madrid. [3.11.4](#)
- Instituto Nacional de Estadísticas, INE (2019). Encuesta mensual de alojamiento turístico, actividades de alojamiento para estancias cortas. *Encuesta mensual de alojamiento*, 248. [3.3.1](#), [3.3.1](#), [3.3.2](#)

- Kim, Hee-Woong; Xu, Yunjie; y Gupta, Sumeet (2012). Which is more important in internet shopping, perceived price or trust? *Electronic Commerce Research and Applications*, 11(3), 241–252. [3.7](#)
- Kim, Jungsun Sunny (2016). An extended technology acceptance model in behavioral intention toward hotel tablet apps with moderating effects of gender and age. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*. [3.4.1](#)
- Kim, Taegoo Terry; Kim, Woo Gon; y Kim, Hong-Bumm (2009). The effects of perceived justice on recovery satisfaction, trust, word-of-mouth, and revisit intention in upscale hotels. *Tourism management*, 30(1), 51–62. [3.8](#)
- Law, Rob; Buhalis, Dimitrios; y Cobanoglu, Cihan (2014). Progress on information and communication technologies in hospitality and tourism. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*. [1](#)
- Law, Rob; Qi, Shanshan; y Buhalis, Dimitrios (2010). Progress in tourism management: A review of website evaluation in tourism research. *Tourism management*, 31(3), 297–313. [1](#)
- Lee, Eun-Ju (2005). Creating value for online shoppers: Implications for satisfaction and loyalty. *ACR Asia-Pacific Advances*. [3.9](#)
- Lien, Che-Hui; Wen, Miin-Jye; Huang, Li-Ching; y Wu, Kuo-Lung (2015). Online hotel booking: The effects of brand image, price, trust and value on purchase intentions. *Asia Pacific Management Review*, 20(4), 210–218. [\(document\)](#), [3.5](#), [3.8](#), [3.10.3](#), [3.9](#), [3.10.3](#)
- Liu, James NK y Zhang, Elaine Yulan (2014). An investigation of factors affecting customer selection of online hotel booking channels. *International Journal of Hospitality Management*, 39, 71–83. [\(document\)](#), [3.4](#), [3.7](#), [3.10.1](#), [3.7](#), [3.10.1](#)
- Mansour, Kaouther Ben; Kooli, Kaouther; y Utama, Rizky (2014). Online trust antecedents and their consequences on purchase intention: An integrative approach. *Journal of Customer Behaviour*, 13(1), 25–42. [3.8](#)
- Murphy, Hilary Catherine; Chen, Meng-Mei; y Cossutta, Mathieu (2016). An investigation of multiple devices and information sources used in the hotel booking process. *Tourism management*, 52, 44–51. [1](#)
- Nasution, Hanny N y Mavondo, Felix T (2008). Customer value in the hotel industry: What managers believe they deliver and what customer experience. *International Journal of Hospitality Management*, 27(2), 204–213. [3.9](#)
- Ozturk, Ahmet Bulent; Bilgihan, Anil; Nusair, Khaldoun; y Okumus, Fevzi (2016a). What keeps the mobile hotel booking users loyal? investigating the roles of self-efficacy, compatibility, perceived ease of use, and perceived convenience. *International Journal of Information Management*, 36(6), 1350–1359. [1](#), [3.4.1](#)

- Ozturk, Ahmet Bulent; Nusair, Khaldoon; Okumus, Fevzi; y Hua, Nan (2016b). The role of utilitarian and hedonic values on users' continued usage intention in a mobile hotel booking environment. *International Journal of Hospitality Management*, 57, 106–115. [1](#)
- Polites, Greta L; Williams, Clay K; Karahanna, Elena; y Seligman, Larry (2012). A theoretical framework for consumer e-satisfaction and site stickiness: An evaluation in the context of online hotel reservations. *Journal of Organizational Computing and Electronic Commerce*, 22(1), 1–37. [3.8](#)
- Ruiz, Miguel A; Pardo, Antonio; y San Martín, Rafael (2010). Modelos de ecuaciones estructurales. *Papeles del psicólogo*, 31(1), 34–45. [3.11.1.2](#)
- Ryu, Kisang; Han, Heesup; y Kim, Tae-Hee (2008). The relationships among overall quick-casual restaurant image, perceived value, customer satisfaction, and behavioral intentions. *International Journal of Hospitality Management*, 27(3), 459–469. [3.6](#)
- Zeithaml, Valarie A (1988). Consumer perceptions of price, quality, and value: a means-end model and synthesis of evidence. *Journal of marketing*, 52(3), 2–22. [3.6](#), [3.7](#), [3.9](#)