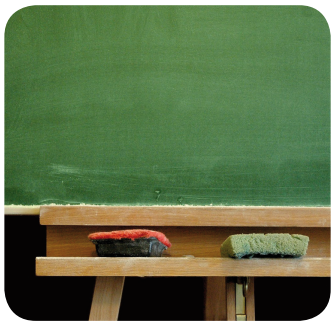
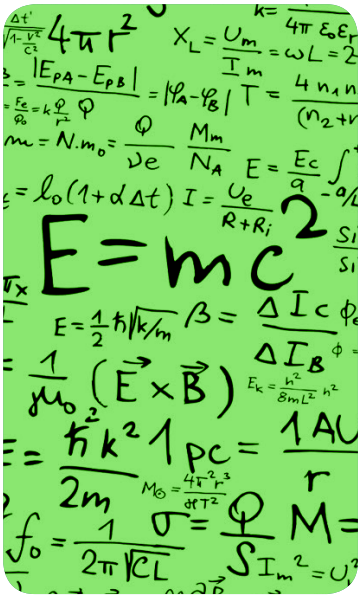
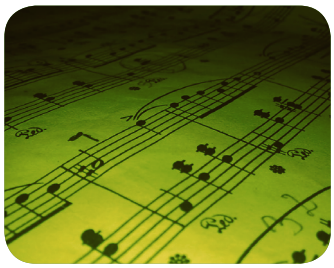






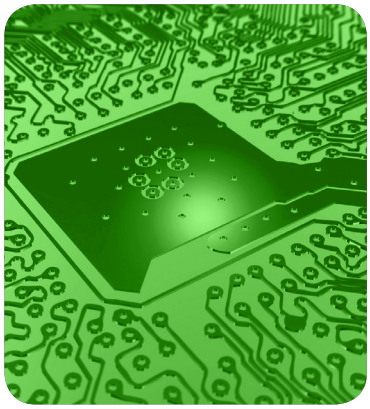
MÁSTERES de la UAM

Facultad
de Ciencias Económicas
y Empresariales / 15-16

Administración
de Empresas

UNIVERSIDAD AUTONOMA DE MADRID

Campus Internacional excelencia UAM CSIC



Rol de reputación sobre la satisfacción del consumidor de marcas de lujo

Matías Franco Zenteno

UAM EDICIONES

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE MADRID

MÁSTER EN ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS (MBA)

TRABAJO DE FIN DE MASTER

(2015 - 2016)

ROL DE REPUTACIÓN SOBRE LA SATISFACCIÓN DEL CONSUMIDOR DE MARCAS DE LUJO

Autor: MATÍAS FRANCO ZENTENO

Dirigido por: CORO CHASCO YRIGOYEN

Madrid, Junio de 2016

ÍNDICE DE CONTENIDOS

1. Introducción 5

2. Revisión de la literatura 10

2.1. La reputación 11

2.2. La satisfacción 12

2.3. Reputación y satisfacción 14

3. Metodología 15

4. Ecuaciones estructurales 20

4.1. Método basado en covarianzas (CB-SEM): 22

4.2. GSCA: 23

4.3. Partial Least Squares (PLS): 23

4.3.1. Determinación del tamaño muestral para la utilización de PLS. 25

4.4. Evaluación de un modelo utilizando PLS 25

4.4.1. Evaluación del modelo de medida 26

4.4.2. Evaluación del modelo estructural 30

4.5. Fiabilidad y validez 31

4.6. Consideraciones importantes como resumen para la evaluación del modelo. 32

5. Modelando el modelo propuesto usando PLS 33

5.1. Obtención de resultados de la encuesta 33

5.2. Construcción del modelo interno y externo 34

5.3. Estimación del modelo con ponderación por trayectoria ("Path weighting scheme") .. 35

6. Resultados 36

6.1. Reduciendo las variables para el modelo simplificado 43

6.2. Construcción del modelo simplificado 44

6.3. Comparación de resultados 48

7. Conclusiones 49

8. Bibliografía 53

9. ANEXO 55
9.1. ENCUESTA REALIZADA 55
9.2 USO DE SmartPLS PARA LA ESTIMACIÓN DE MODELOS SEM 58
9.2.1. Consideraciones durante la instalación de SmartPLS 58
9.2.2. Creación de un proyecto en SmartPLS 58
9.2.3. Construcción del modelo interno 60
9.2.4. Construcción del modelo externo 60
9.2.5. Medidas formativas v/s reflectivas 61
9.2.6. Ejecución del modelo 61
9.2.7. Cargas del modelo externo 63
9.2.8. Iteraciones consumidas por la estimación 63
9.2.9. Fiabilidad compuesta 65
9.2.10. Varianza extraía media (Average Variance Extracted - AVE) 65
9.2.11. Bootstrapping 66

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 3.1: PREGUNTAS SOBRE REPUTACIÓN Y SATISFACCIÓN 16
TABLA 3.2: PERFIL DE LA MUESTRA 16
TABLA 3.3: DEFINICIÓN DE LAS VARIABLES 17
TABLA 3.4: RESUMEN DE COEFICIENTES BETA Y P VALORES 18
TABLA 4.1: RESUMEN GLOBAL DE LA METODOLOGÍA SEM 26
TABLA 4.2: TAMAÑO MUESTRAL MÍNIMO REQUERIDO 26
TABLA 4.3: CONSIDERACIONES GENERALES 32
TABLA 6.1: VALORES DE LAS CARGAS FACTORIALES INDIVIDUALES Y NÚMERO DE ITERACIONES ALCANZADAS 37
TABLA 6.2: CARGAS FACTORIALES DE LOS INDICADORES DE LAS VARIABLES LATENTES 38
TABLA 6.3: FIABILIDAD COMPUESTA DE LAS VARIABLES 39
TABLA 6.4: VALORES AVE PARA VALIDEZ CONVERGENTE 39
TABLA 6.5: VALIDEZ DISCRIMINANTE SEGÚN FORNELL-LARCKER 40
TABLA 6.6: RESULTADOS DEL BOOTSTRAP 41
TABLA 6.7: RESULTADOS DE LA PRUEBA PARA LAS CARGAS EXTERNAS DE LOS INDICADORES 42
TABLA 6.8: INDICADORES PARA LAS VARIABLES LATENTES EN EL MODELO REDUCIDO 43
TABLA 6.9: NÚMERO DE ITERACIONES ALCANZADAS PARA EL MODELO SIMPLIFICADO 45
TABLA 6.10: CARGAS FACTORIALES DE LOS INDICADORES DE LAS VARIABLES LATENTES PARA EL MODELO SIMPLIFICADO 46
TABLA 6.11: FIABILIDAD COMPUESTA DE LAS VARIABLES EN EL MODELO SIMPLIFICADO 46
TABLA 6.12: VALORES AVE PARA VALIDEZ CONVERGENTE 47
TABLA 6.13: VALIDEZ DISCRIMINANTE SEGÚN FORNELL-LARCKER PARA EL MODELO SIMPLIFICADO 47
TABLA 6.14: RESULTADOS DEL BOOTSTRAP PARA EL MODELO SIMPLIFICADO 48
TABLA 6.15: PRUEBA T PARA LAS CARGAS EXTERNAS DE LOS INDICADORES DEL MODELO SIMPLIFICADO 48

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 2.1: H_0: CUANTO MEJOR SEA LA REPUTACIÓN DE LA MARCA DE LUJO, MAYOR SERÁ LA SATISFACCIÓN DEL CONSUMIDOR 11
FIGURA 4.1:MODELO TEÓRICO A ESTUDIAR 22
FIGURA 4.2: MODELO DE DOS CONSTRUCTOS 26
FIGURA 4.3: REPRESENTACIÓN GRÁFICA ENTRE VIABILIDAD Y VALIDEZ 32
FIGURA 5.1: MODELO INTERNO 34
FIGURA 5.2: MODELO EXTERNO 34
FIGURA 5.3: CONFIGURACIÓN DEL ALGORITMO PLS EN SMARTPLS 35
FIGURA 6.1: RESULTADO DEL MODELOADO EN SMARTPLS 36
FIGURA 6.2: MODELO SIMPLIFICADO EN SMARTPLS 44
FIGURA 6.3: RESULTADOS DE LA ESTIMACIÓN DEL MODELO SIMPLIFICADO 44
FIGURA 9.1: CREACIÓN DE UN PROYECTO E IMPORTACIÓN DE DATOS EN SMARTPLS 59
FIGURA 9.2: LISTA DE INDICADORES Y ENTORNO DE DIBUJO DE LOS MODELOS 59
FIGURA 9.3: CONSTRUCCIÓN DEL MODELO INTERNO 60
FIGURA 9.4: CONSTRUCCIÓN DEL MODELO EXTERNO 61
FIGURA 9.5: CONFIGURACIÓN DEL ALGORITMO PLS 62
FIGURA 9.6: RESULTADOS PLS-SEM 62
FIGURA 9.7: REPORTE DE RESULTADOS 63
FIGURA 9.8: CARGAS EXTERNAS 64
FIGURA 9.9: NÚMERO DE ITERACIONES 64
FIGURA 9.10: FIABILIDAD COMPUESTA 65
FIGURA 9.11: VARIANZA EXTRAÍDA MEDIA (AVE) 66
FIGURA 9.12: CONFIGURACIÓN DE BOOTSTRAPPING 66
FIGURA 9.13: RESULTADOS BOOSTRAPPING - COEFICIENTES DE TRAYECTORIA DEL MODELO INTERNO 67
FIGURA 9.14: ESTADÍSTICOS T DE LAS CARGAS EXTERNAS 68

1. Introducción

Según Vigeron y Johnson (1999), la percepción que tienen las personas sobre el lujo se explica por 5 factores: *conspicuos, únicos, de calidad y hedónicos*, y representantes de una *extensión personal*; los cuales a su vez diferencian a las marcas de lujo de las marcas normales. Dubois, Laurent y Czellar (2001) definen al lujo con las siguientes características: *excelente calidad, precio elevado, escasez, estética, historia personal y superfluidad*. Vickers y Renand (2003) explican que existen tres aspectos que busca satisfacer a un consumidor del lujo: *funcionalidad, experiencia e interacción simbólica*. De acuerdo con Vallee (2008), los consumidores perciben el lujo en distintos niveles o grados. En 1990, Alleres construyó el primer modelo de marcas de lujo basado en la accesibilidad, identificando tres niveles de lujo según dimensiones socioeconómicas. Más tarde, Renand (1993), sugirió que los niveles de accesibilidad percibidos se pueden reducir a dos: *accesibles e inaccesibles*.

Con todo lo mencionado en el párrafo anterior, queda en evidencia de que el lujo es algo que no se puede explicar con una sola definición dado que es susceptible de ir evolucionando con el paso del tiempo y, por otra parte, depende también de la percepción de cada persona. Lo que sí es tiene claro es que es un término que implica exclusividad, artesanía y singularidad, lo que justifica su alto precio (Okonkwo, 2007). El lujo es también conocido por ser algo deseado que va más allá de lo realmente necesario (Bearden & Etzel, 1982; Reith & Meyer, 2003; Sombart, 1922).

La Real Academia Española nos proporciona las siguientes definiciones acerca del lujo: *"Demasía en el adorno, en la pompa y en el regalo.", "Abundancia de cosas no necesarias.", "Todo aquello que supera los medios normales de alguien para conseguirlo".*

En definitiva, debe de quedar muy claro que el lujo satisface deseos y no necesidades. El lujo siempre supone un exceso de gastos, obedece al afán de prevalecer sobre los demás, satisfaciendo así la vanidad y el deseo de ostentación con independencia de la utilidad. Va ligado directamente con el deseo de pertenencia a un grupo determinado generalmente elitista.

Todo esto hace que el lujo posea unas implicaciones morales profundas. Pero a pesar de ello, es beneficioso para la actividad económica, de hecho en algunos países ciertos productos de lujo están gravados con un impuesto especial. La sociedad ha sido consumidora del lujo desde tiempos inmemoriales, por esta razón se hace difícil establecer un punto de partida para el estudio del mismo (González-Peláez, 2014).

Ahora se hará un breve repaso sobre los cambios e implicaciones que ha tenido el lujo en la sociedad a lo largo de nuestra historia.

Ya los griegos, y antes los sumerios, eran consumidores del lujo. Para ellos era el medio perfecto para mostrar su opulencia y poder sobre los demás estratos de la sociedad. Si avanzamos un poco más en la historia, los romanos también fueron amantes de los excesos, como así lo demuestra, por ejemplo, Lucio Mummio, quien pagó una cifra astronómica en la moneda de la época, el denario, por el cuadro *"Venus saliendo del mar".*

Es bien conocida la pasión por el lujo por parte de los árabes, que además dejaron huella en innumerables monumentos que hoy se pueden admirar en España. Ejemplo de ello son la Mezquita de Córdoba o la Alhambra de Granada.

Cabe hacer mención también a la iglesia católica que ha colaborado en la acumulación de bienes artísticos, arquitectónicos e intelectuales que se pueden considerar un lujo al margen de las consideraciones éticas, religiosas y morales de la doctrina cristiana.

Al margen de las bondades que proporcionaba el lujo al estatus social, no siempre ha sido bien visto debido a sus excesos. Por ejemplo, en la antigua Roma, frente a estas actitudes de consumo y derroche, se dictaron una serie de leyes que intentaron regular el uso del lujo. Dichas medidas fueron en parte un fracaso, ya que muchas de las leyes fueron desobedecidas e incluso algunas revocadas.

En las distintas civilizaciones que comprende este periodo histórico, los principales impulsores del lujo fueron principalmente emperadores, faraones, jeques y sultanes, reyes cristianos, (Italia siglo XV: Milán Venecia, Florencia, Estados Pontificios, Nápoles), jerarquías eclesiásticas y dinastías europeas hasta la Revolución Francesa.

No se debe olvidar a los artesanos y artistas, quienes fueron los encargados de crear desde libros, que los monjes escribían e ilustraban con mimo y lujo de detalle, hasta los cálices, sillas de montar, joyas, vidrieras de las catedrales y palacios, plateros entre otros. Gracias a toda esta obsesión por el lujo, la historia ha dejado incontables obras de arte para el deleite en la actualidad; dentro del ámbito de la arquitectura se pueden contemplar casas particulares, catedrales, monasterios, mezquitas, palacios, pirámides entre otros; dentro de las obras de arte nos encontramos con la escultura, joyería, orfebrería o la pintura. Sería muy complicado hacer una enumeración completa de todo el legado del lujo que nos dejaron las civilizaciones

que nos han precedido, pero sí cabe recalcar que este gusto por el lujo ha contribuido enormemente a crear un legado cultural del que hoy se puede disfrutar.

La manera de entender el lujo ha ido cambiando poco a poco. Con el pasar de los años, ya no eran los dirigentes los que promovían el lujo, ni tampoco los consumidores eran unos privilegiados. Cambia el concepto del lujo y es la iniciativa privada la principal impulsora del mismo.

Con motivo de las Exposiciones universales aparecen los cruceros en barco o los paseos en tren para la gente de la clase adinerada. Aparecen los viajes y los desplazamientos. Muestra de esta nueva forma de entender el lujo, fue la construcción del Titanic que ofrecía un "crucero de lujo" para aquellos pasajeros que podían pagarlo. En definitiva, ya no son los cortesanos o los próximos al poder los que tienen acceso al lujo, sino que ahora un ciudadano con una buena cuenta corriente podía tenerlo y disfrutarlo.

Tras la II Guerra Mundial prolifera la clase media y con ello nuevos productos que por su valor no podían considerarse propiamente de lujo, pero que se pueden clasificar así por tener ese valor aspiracional de pertenencia a un grupo. De ahí la *"logomanía"* o el furor de "ir etiquetados" y el auge de productos más accesibles de marcas que iban siendo conocidas por la publicidad, sobre todo, en televisión. Este lujo plasmado en las marcas es el que triunfa hoy en día. Las marcas se han convertido en una especie de etiquetadoras de distintos grupos en la sociedad.

A diferencia del pasado, en el que el lujo sólo servía como medio para marcar distancia y diferencia, ahora el nuevo concepto de lujo es aquello que produce comodidad, confort y satisfacción emocional (González-Peláez, 2014). En la actualidad el lujo ostentoso está pasado de moda, sólo triunfa entre los nuevos ricos de países como Rusia, China, India o Emiratos Árabes, donde aún creen que la ostentación es la única manera de demostrar distinción, éxito económico y estatus social. Por ello el nuevo concepto de lujo va más unido a la discreción e invisibilidad, dándole más importancia a la calidad de vida, a tener tiempo libre, al bienestar, a comer productos ecológicos, a hospedarse un hotel rural con encanto en lugar de uno de cinco estrellas (González-Peláez, 2014).

Casi la totalidad de lo hablado hasta aquí hace referencia a la manera de entender el lujo de forma general. A continuación se hará referencia un poco más en las identificaciones comerciales que también han sabido aprovechar su condición para posicionarse como elementos de lujo: las marcas.

Según la Real Academia Española, marca es una *"señal que se hace o se pone en alguien o algo, para distinguirlos, o para denotar calidad o pertenencia"*. Esta definición, dentro del ámbito comercial, se podría

redefinir de la siguiente manera: un conjunto de signos distintivos de un producto o servicio en el mercado. Pero esta definición no debe enfocarse simplemente en el aspecto externo, sino que ha de considerar los aspectos psicológicos inherentes a ella. Algunas personas resaltan sobre todo el carácter psicológico de la marca desde el aspecto experimental, que definiría a la marca como una construcción simbólica creada dentro de las mentes de las personas y consistente en toda la información y expectativas asociadas con el producto o servicio al que representan.

Las marcas en el área del marketing masivo se originaron en el siglo XIX cuando se empezaba a externalizar hacia las fábricas productos fabricados dentro del hogar. Al transportarlos de un lugar a otro a través de paquetes, se vio necesaria la etiquetación de los mismos para identificarlos. Llegado el momento de enviar los productos a sus respectivos destinos, las fábricas colocaban su logo o insignia, consolidando así el concepto de marca. Fue entonces cuando se empezó a fraguar la idea de crear valor intangible alrededor de la marca que haría aumentar la familiaridad de los consumidores hacia los productos.

Alrededor de los años 1900, James Walter Thompson publicó un aviso en el que se señalaba la manera más adecuada de dar publicidad a las marcas, aquella fue una explicación temprana de lo que hoy conocemos como Branding[1]. A partir de los años 40 los fabricantes empezaron a comprender la manera en la cual los consumidores desarrollaban relaciones sociales, psicológicas y antropológicas hacia las marcas. A partir de ese momento se centraron en crear identidad y personalidad a sus marcas, basándose en factores como la juventud, la diversión y el lujo. Esta situación marcó el inicio de lo que hoy conocemos como branding, donde los consumidores compran la marca en vez del producto. Esta tendencia continuó hasta los '80s y es ahora cuantificada en conceptos como valor de marca o equidad de marca. Todo este desarrollo es descrito como una *"manía de equidad de marca"* (Naomi Klen, 2012). Esta evolución ha dado lugar a innumerables marcas de todo tipo como símbolos de calidad, prestigio, estatus, entre otras. Muchas de ellas son bastante asequibles para la mayoría de las personas, mientras que otras, sólo para una minoría pudiente, nos referimos concretamente a las marcas de lujo.

El mercado de las marcas del lujo es un mercado muy importante que, a pesar de la crisis económica mundial por la que atravesamos, no ha notado el impacto. Según varios estudios en los últimos años, ha conseguido mantener su ventas intactas, e incluso han aumentado el precio de algunos productos premium. Según las cifras del "*Bureau of Labor Statistics"* estadounidense, en la última década, los precios de los producto de lujo han subido un 60%. Ejemplo de ello, los zapatos de Manolo Blahnik que han

[1] Proceso de construcción de una marca.

pasado de los 845 a los 755 euros o el icónico bolso Kelly de Hermès que pasado de los 4.800 a los 7.600 euros.

Entre las marcas de lujo más valiosas del mundo están Ralph Lauren (4.040 millones de dólares), Prada (4.270 millones de dólares), Tiffany&Co (5.160 millones), Hermès (6.180 millones) o Louis Vuitton (23.580 millones de dólares). Uno de los puntos clave del éxito de estas marcas, y de las marcas de lujo en general, está en su precio. El precio es uno de los puntos clave que da la sensación al consumidor de estar accediendo a un producto muy exclusivo al que pocos tienen acceso. Además del precio, las marcas han de ser cuidadosas donde ubican sus puntos de venta (Milton Pedraza, CEO de Luxury Institute). Marcas como Chanel, Louis Vuitton o Hermès ni siquiera tienen una época de rebajas, y las que lo hacen no apuestan por un periodo de ventas masivo como en los comercios *mass market*[2]. Todo ello fortalece la idea clave de que sus productos son algo exclusivo, limitado y escaso.

Pero el éxito no sólo está sustentado en el aspecto intangible, sino que las marcas han hecho de la calidad de sus productos una de sus características y uno de los principales apoyos en la construcción de su imagen de marca. Además, no sólo es el producto lo que se vende, sino también la experiencia al adquirirlos, así lo demuestran sus puntos de venta, siempre con un diseño muy cuidado, consiguiendo así que la experiencia de comprar sea parte misma de la creación de marca (Interbrand, 2014).

En el presente trabajo lo que se busca es encontrar una medida del grado de influencia de ciertos aspectos de las marcas de lujo a la hora de "atrapar" a un consumidor. Con los resultados lo que se pretende es tener una referencia sobre las características que más influencia tienen en el comprador a la hora de optar por una marca de lujo determinada. Esto podría de ser de gran ayuda para las grandes firmas dedicadas al lujo, ya que les permitiría definir de mejor manera su marketing de acuerdo a las preferencias de sus consumidores.

[2] Mercado dirigido a las masas

2. Revisión de la literatura

Tal como se señaló en el capítulo anterior, las marcas de lujo influyen de forma distinta en el comportamiento de cada consumidor, en las sensaciones experimentadas por cada uno y en lo que cada persona busca obtener de las mismas.

La percepción hacia una marca de lujo variará según las experiencias de cada persona, expectativas y su entorno. El estudio que se realiza en esta investigación trata de extraer la mayor cantidad de variables posibles que influyen en el consumidor de las marcas de lujo a través del desarrollo de una encuesta. En lo particular se trata de buscar la relación entre dos variables específicas, como lo son la reputación de la marca de lujo y la satisfacción del consumidor.

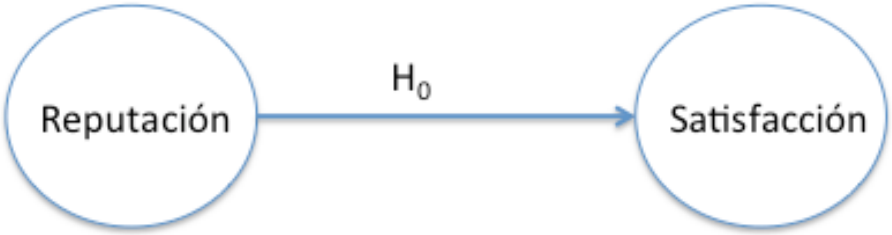
Los factores que son estudiados en la encuesta realizada se detallan a continuación:

- La percepción cognitiva, que es la capacidad de las marcas (de lujo en este estudio) de ofrecer a sus consumidores información a través de distintos canales.
- La evaluación afectiva, que es la capacidad que tienen las marcas de producir emociones y afectos en el consumidor.
- El beneficio simbólico, que es la capacidad de mejorar el concepto que tiene el consumidor de si mismo.
- El beneficio funcional, que es la capacidad de las marcas para proporcionar utilidad y necesidades al consumidor
- Beneficio hedónico, que es la capacidad para generar experiencias placenteras a los consumidores, favoreciendo la evasión.
- Satisfacción, que es la valoración positiva de los beneficios obtenidos.
- Grado de familiaridad que el consumidor tiene con las marcas de lujo, basado en las experiencias previas y agradables.
- Confianza, que es la seguridad sobre lo fiable y lo íntegro que tiene la marca y su personal de venta. Aquí se distinguen 3 constructos a considerar; la honestidad (cumplimiento de promesas); benevolencia (preocuparse de los intereses y necesidades de los consumidores) y la competencia (dominio y conocimiento de la marca por la fuerza de venta)

La hipótesis planteada para estudio es: **"Cuanto mejor sea la reputación de la marca de lujo, mayor será la satisfacción del consumidor".** Las variables latentes presentes son reputación y satisfacción, por

lo tanto se intentará explicar cómo una influye sobre la otra. Para este caso veremos cómo la reputación de una marca influye en la satisfacción del consumidor y qué nivel se cumple la hipótesis planteada.

Figura 2.1: H_0: Cuanto mejor sea la reputación de la marca de lujo, mayor será la satisfacción del consumidor



Elaboración propia

Antes de comprobar la veracidad de la misma, se presenta la revisión de la literarura sobre estas dos variables: reputación y satisfacción.

2.1. La reputación

La reputación es el resultado de acciones pasadas hechas por las empresas o marcas y representa la consistencia entre el mensaje que quiere dar la empresa y su actual desempeño (Yoon et al., 1993). Para Wartick (1992), la reputación el valor agregado que dan las buenas empresas al responder a las demandas y expectativas de muchos agentes interesados (*stakeholders*) al mismo tiempo. A nivel individual, la reputación denota la representación perceptiva de una persona, la cual genera favorabilidad generalizada hacia las acciones pasadas de una empresa y las perspectivas de futuro. (Lange et al , 2011; Mariconda y Lurati , 2015)

Es un factor dominante para crear confianza entre las empresas y sus consumidores (Ganesan, 1994; Doney y Cannon, 1997). La reputación actúa como un estímulo de las percepciones cognitivas de calidad generando confianza (Mitchell y Vincent-Wayne, 1999). De lo anterior, se puede decir entonces que la reputación es un indicador de confiabilidad. Entonces, en resumen, la reputación es un medio para disminuir la incertidumbre y generar sensación de confianza entre los consumidores para incentivar su consumo desde las empresas.

La reputación juega un rol crítico y muy importante en el comportamiento del consumidor y su toma de decisiones. Una buena y favorable reputación, por ejemplo, afecta en la fidelidad de los consumidores hacia la compra de productos (Nguyen and Leblanc, 2001).

Una buena reputación de marca hace que el consumidor confíe y le facilita su decisión al no tener que buscar información excesiva.

La teoría de señales, la cual sienta sus bases en la economía de la información, asume desde una perspectiva normativa que la información entre los distintos agentes económicos es imperfecta y asimétrica. Las señales en marketing son una actividad que proporciona la información más allá de la actividad en sí misma y revela más allá de lo inobservable. Éstas se pueden enviar a los competidores, a los clientes, a los proveedores o a otros "*stakeholders"* (Herbig y Milewicz, 1996). Aquí se destaca el papel que desempeña la reputación de marca como señal para el mercado (Kreps y Wilson, 1982; Chu y Chu, 1994; Erdem y Swait, 1998).

La calidad percibida se refiere a la opinión que, en general, un consumidor tiene sobre "la excelencia global o superioridad en calidad de un producto frente a la competencia" (Cubillo, 2011). Por su parte, Aaker señala que la calidad percibida se asocia con primas de precio que se pueden cobrar "por productos de calidad. Así, los consumidores están dispuestos a pagar un precio primado por aquellos productos y servicios que ellos perciben como de alta calidad". Las marcas de valor resaltan la calidad de sus productos, una marca de lujo ofrece gratificación psicológica y sensorial, además provee a los consumidores beneficios hedónicos y emocionales.

De lo anterior se puede concluir que el poder de las marcas está en crear necesidades adicionales en los consumidores y que éstos se sienten más atraídos por aquellas marcas con reputación superior, identificándolas como productos de calidad, y por lo mismo están dispuestos a pagar mayores precios con tal de obtener una calidad percibida mayor que los productos de la competencia.

2.2. La satisfacción

La satisfacción es lo que se espera obtener de algo, el cumplimiento de la respuesta esperada (Oliver, 1999) y puede ser expresada a través de un estado afectivo (Baker & Crompton, 2000), desde un estado cognitivo (De Rojas & Camarero, 2008) o como una combinación de ambos (Del Bosque & San Martin, 2008). La satisfacción es una valoración positiva que el consumidor realiza de los beneficios obtenidos de una compra (Yoon & Uysal, 2005). En otras palabras, la satisfacción es una opinión subjetiva que se sustenta en la evaluación realizada por el consumidor, después de haber vivido distintas experiencias (Pizam & Ellis, 1999). De lo anterior, se puede decir que satisfacción parte de un proceso de comparación que realiza el consumidor entre la calidad percibida y sus expectativas. Además, la satisfacción se

entiende, también, como el resultado de la comparación entre el rendimiento de un producto y algún estándar de referencia, para el que no existe consenso en la literatura.

Por el contrario, desde la teoría del valor percibido son los deseos y necesidades las que determinan las evaluaciones de los productos (Andreasen, 1977; Westbrook y Reilly, 1983; Olshavsky y Spreng, 1989, 1993). Independientemente de cuál sea el enfoque utilizado, es claro que conceptualmente aparece una primera idea importante, y es que la satisfacción es un juicio evaluativo de naturaleza cognitiva. Por otra parte, la satisfacción también puede considerarse como un estado psicológico que resulta cuando se le asocia una emoción, provocando una reinterpretación del sentimiento relacionado con la experiencia de consumo (Oliver, 1980).

La satisfacción desde este último planteamiento sería una evaluación global basada sobre muchas experiencias transcurridas con un producto o servicio a lo largo del tiempo (Anderson, Fornell y Lehmann, 1992; Fomell, 1992; Johnson y Fornell, 1991; Westbrook y Oliver, 1991), una evaluación continuada de la habilidad de la marca para entregar los beneficios que el consumidor está buscando (Oliver, 1997). En síntesis, abordando las distintas aportaciones analizadas, se puede entender la satisfacción como un juicio evaluativo realizado sobre una experiencia o experiencias de compra y/o consumo, que es el resultado de procesos cognitivos y que integra elementos afectivos.

Las emociones presentan un efecto directo en la lealtad. Asimismo, de la revisión de la literatura se confirma que los clientes satisfechos con determinada marca o proveedor tienen mayor probabilidad de recomendar y repetir su uso (Szymanski y Henard, 2001). Por tanto, la satisfacción incide positiva y directamente en la lealtad del consumidor.

En resumen se puede comentar que al comprar un producto de lujo, no sólo compramos un un bien con una serie de características, sino un conjunto de valores y beneficios intangibles que apelan a nuestro sistema emocional, social y psicológico. Las marcas son capaces de conquistar el corazón y la mente de los consumidores.

2.3. Reputación y satisfacción

Dentro del marco teórico no fue posible encontrar algún estudio que deje de manifiesto cómo influye la reputación de las marcas de lujo en la satisfacción de los consumidores no tampoco alguno que establezca una relación causal directa.

Lo que si se ha podido encontrar son estudios de cómo la satisfacción el cliente incide en la confianza y familiaridad (y por lo tanto repetición en el consumo), sobre todo en los destinos turísticos. Tal como lo hace Chasco en el 2014 en donde deja de manifiesto que la satisfacción cumple un rol mediador muy importante, entre la percepción de beneficios y la familiaridad del destino turístico. Y también otros estudio de cómo la reputación de una marca influye en la confianza de los consumidores, generando fidelidad.

Como se mencionó anteriormente, dentro de la literatura revisada, no se encontró ningún estudio que relacione directamente estas dos variables y atribuya algún tipo de causa-efecto. Por lo que esta investigación es algo nuevo que no está en la bibliografía, por lo que luego de realizar el proceso de experimentación será muy interesante ver en qué medida se cumple la hipótesis planteada.

3. Metodología

El fin último de este estudio es identificar algún tipo de relación entre estas dos variables comentadas en el capítulo anterior. Intentar explicar cómo la reputación de la marca influye en la satisfacción de los consumidores a través de la evaluación de ciertas afirmaciones por parte de los entrevistados. Para ellos se plantea una hipótesis que se usará de guía para este trabajo.

H_0: Cuanto mejor sea la reputación de la marca de lujo, mayor será la satisfacción del consumidor.

Para este estudio se realizó una encuesta en distintos sectores de la comunidad de Madrid para lograr homogeneidad en la muestra. El fin de esta es determinar los distintos factores que influyen en la percepción de marca por parte de los consumidores, las preguntas de la encuesta consisten en evaluar el nivel de acuerdo/desacuerdo que tienen los entrevistados ante distintas aseveraciones pensando siempre en una marca de su preferencia, cada pregunta representa una variable distinta implícita y que va entregando información del perfil del entrevistado.

Las variables evaluadas en la encuesta (Anexo I) son percepción cognitiva, evaluación afectiva, beneficio simbólico, beneficio funcional, beneficio hedónico, satisfacción, familiaridad, reputación y confianza (que mide los constructos de honestidad, benevolencia y competencia). Como ya se comentó en el capítulo anterior este estudio se centra en la reputación y la satisfacción; las preguntas de la encuesta buscan evaluar la valoración positiva de los beneficios obtenidos por la marca (satisfacción) y el grado de consistencia entre lo que la marca promete a los consumidores y su nivel de cumplimiento a los mismos (reputación).

En la tabla 3.1 se pueden ver las 10 preguntas relacionadas a estas dos variables, 5 para reputación y las 5 para la satisfacción.

Como se comentó al principio, cada una de estas preguntas debía llevar una evaluación del 1 al 10 según el nivel de acuerdo/desacuerdo sobre la misma. La intención de este apartado es ver en qué medida se relacionan estas variables y cómo el nivel de reputación percibido por el cliente explica la satisfacción del mismo por la marca.

Tabla 3.1: Preguntas sobre reputación y satisfacción

REPUTACIÓN	SATISFACCIÓN
Esta Marca …	**Por medio de esta Marca …**
Tiene una muy buena reputación	Me siento muy satisfecho
Tiene mejor reputación que otras Marcas similares	He vivido experiencias muy satisfactorias
Es muy respetada por la gente	He logrado momentos muy importantes
De este Marca la gente habla muy bien	Me siento muy satisfecho por las características de esta Marca
Históricamente tiene una buena reputación	Me siento muy satisfecho porque es la Marca ideal para mí

Elaboración propia a través de la encuesta original

Se entrevistaron a 450 personas, tratando de conseguir un grupo homogéneo en términos de edad, sexo, ingresos y nivel educacional. El objetivo es estudiar el comportamiento de la muestra sin generar ningún sesgo. En la Tabla 3.2 se muestra un resumen del perfil de la muestra.

Tabla 3.2: Perfil de la muestra

Sexo del entrevistado		***Nivel de ingresos del entrevistado***		***Nivel de estudio del entrevistado***	
Hombres	49,6%	Entre 1.000 y 2.000	0,22%	Analfabeto o sin estudios	1,33%
Mujeres	50,4%	Entre 1.001 y 2.000	20,89%	Educación Secundaria en curso	0,22%
Total	100,0%	Entre 2.001 y 3.000	12,44%	Estudios de Postgrado en curso	14,00%
Intervalo de edad del entrevistado		Entre 20.001 y 50.000	2,44%	Estudios universitarios en curso	7,11%
Entre 18 y 24	14,44%	Entre 3.001 y 5.000	13,33%	Formación Profesional en curso	0,22%
Entre 25 y 34	21,33%	Entre 301 y 700	7,78%	No Sabe –No Contesta	1,33%
Entre 35 y 44	27,11%	Entre 5001 y 20.000	8,67%	Técnico	0,22%
Entre 45 y 54	18,67%	Entre 701 y 1.000	16,44%	Título de Máster o Doctorado	11,78%
Entre 55 y 64	9,11%	Menos de 300	9,33%	Título Educación Secundaria	21,11%
Mayor de 65	9,33%	No Sabe-No Contesta	8,44%	Título Formación Profesional (F.P.)	8,89%
Total	100,00%	Total	100,00%	Título universitario	32,89%
Situación laboral del entrevistado		***Marca seleccionada por el entrevistado***		Título Educación Primaria	0,89%
Amo/a de Casa	5,78%	Chanel	22,67%	Total	100,00%
Busca Empleo	8,89%	Christian Dior	17,33%		
Estudiante	6,89%	Ermenegildo Zegna	3,33%		
Jubilado	9,56%	Fendi	0,22%		
No Sabe– No Contesta	1,11%	Ferragamo	4,89%		
Trabaja tiempo completo	49,56%	Giorgio Armani	22,44%		
Trabaja tiempo parcial	18,22%	Hermes	8,89%		
Total	100,00%	Louis Vuitton	9,56%		
		Prada	5,56%		
		Versace	5,11%		
		Total	100,00%		

Elaboración propia a través de los resultados de la encuesta.

El siguiente paso para ver la correlación de las variables (reputación y satisfacción) es realizar análisis estadístico y proponer regresiones para analizar algún tipo de relación simple entre la reputación y la

satisfacción. Para realizar las regresiones se utilizó Microsoft Excel con su complemento de análisis de datos.

Las regresiones buscan relacionar las variables de la siguiente manera:

$$\widehat{sat}_i = \beta_0 + \beta_1(rep_1) + \beta_2(rep_2) + \beta_3(rep_3) + \beta_4(rep_4) + \beta_5(rep_5)$$

Donde:

$$i \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$$

De esta manera, la satisfacción es la variable dependiente que pretende ser explicada por la reputación. Como se muestra en la tabla 3.3, al haber 5 preguntas referentes a cada una de las variables se evaluarán 5 regresiones. Cada variable satisfacción relacionada a las 5 de reputación.

Tabla 3.3: Definición de las variables

Variable	Nombre
REP1	Esta Marca tiene una muy buena reputación
REP2	Esta Marca tiene mejor reputación que otras Marcas similares
REP3	Esta Marca es muy respetada por la gente
REP4	De esta Marca la gente habla muy bien
REP5	Esta Marca históricamente tiene una buena reputación
SAT1	Por medio de esta Marca me siento muy satisfecho
SAT2	Por medio de esta Marca he vivido experiencias muy satisfactorias
SAT3	Por medio de esta Marca he logrado momentos muy importantes
SAT4	Me siento muy satisfecho por las características de esta Marca
SAT5	Me siento muy satisfecho porque es la Marca ideal para mí

Elaboración propia

Luego de realizar el análisis de regresión con el complemento para Excel se obtienen los resultados para cada uno de los coeficientes beta y los valores p de cada uno de ellos para evaluar si cada coeficiente es representativo dentro de la regresión, también se muestra el coeficiente R^2 de cada regresión que muestra la fuerza de la relación entre las variables. Analizando los resultados se puede concluir algún tipo de relación entre las variables.

Los coeficientes obtenidos, sus respectivos p valores (al 95% de confianza) y el R^2 de cada una de las 5 regresiones se resumen la tabla 3.4.

Tabla 3.4: Resumen de coeficientes Beta y P valores

Variable dependiente		B0	B1	B2	B3	B4	B5	R cuadrado
sat1	Valor coef.	-0,01	0,58	-0,02	0,38	-0,13	0,14	0,27
	p-value	0,98	0,00	0,60	0,00	0,24	0,13	
sat2	Valor coef.	3,93	0,17	0,41	0,01	-0,18	-0,48	0,10
	p-value	0,00	0,33	0,00	0,94	0,33	0,00	
sat3	Valor coef.	2,78	0,26	0,43	-0,16	-0,19	-0,25	0,90
	p-value	0,00	0,13	0,00	0,38	0,28	0,07	
sat4	Valor coef.	-1,54	0,48	-0,20	0,54	-0,13	0,54	0,38
	p-value	0,00	0,00	0,00	0,00	0,25	0,00	
sat5	Valor coef.	-1,97	0,46	-0,08	0,42	-0,03	0,36	0,31
	p-value	0,00	0,00	0,13	0,00	0,81	0,00	

Elaboración propia a través de los resultados obtenidos por Excel

Para la primera regresión se tomó la variable SAT_1 como variable dependiente y todas las variables de reputación (REP_1 a REP_5). Resultando un R^2 de 0,27 lo que habla de una relación muy baja entre las variables (solo un 27%). De los 5 coeficientes de la regresión para explicar SAT_1 solo 3 cuentan con un valor p suficiente para ser considerado válido. Aquí la variable dependiente solo estaría explicada por 3 de las 5 variables.

Para la segunda regresión se tomó la variable SAT2 como variable dependiente y todas las variables de reputación (REP1 a REP5). Se obtuvo un R^2 de 0,106 lo que habla de una relación muy baja (menos que la anterior) entre las variables (solo un 10,6%). De igual modo que la anterior, de los 5 coeficientes de la regresión para explicar SAT2 solo 3 cuentan con un valor p suficiente para ser considerado válido. Aquí la variable dependiente solo estaría explicada por 3 de las 5 variables.

En la tercera regresión se tomó la variable SAT3 como variable dependiente y todas las variables de reputación (REP1 a REP5) resultando un R^2 de 0,99 lo que habla de una relación muy baja entre las variables (solo un 9,9%), la relación más baja de entre las 5 ecuaciones. Esta vez, de los 5 coeficientes de la regresión para explicar SAT3, 4 cuentan con un valor p suficiente para ser considerado válido. Aquí la variable dependiente solo estaría explicada por 4 de las 5 variables. A pesar de tener un menos valor de R2, más variables independientes participan del modelo.

Para la cuarta regresión se tomó la variable SAT4 como variable dependiente y todas las variables de reputación (REP1 a REP5). Un R^2 de 0,381 entrega un valor relativamente mayor al mismo coeficiente en las regresiones anteriores (un 38,1%). Con respecto a los coeficientes, de los 5 coeficientes de la regresión para explicar SAT4, solo 1 cuenta con un valor p suficiente para ser considerado válido. Aquí la variable dependiente solo estaría explicada por 1 de las 5 variables y obteniendo el mayor R^2 de los 5. Pareciera

explicarse que la satisfacción de los clientes sobre las características de una marca, depende (en parte) de lo que el resto de la gente hable o comente de esa marca en particular.

En la quinta regresión se tomó la variable SAT5 como variable dependiente y todas las variables de reputación (REP1 a REP5). Se tiene un R^2 de 0,31. El segundo valor más alto (pero aun así débil) para este coeficiente dentro del grupo de regresiones realizadas. De los 5 coeficientes de la regresión para explicar SAT5, solo 2 cuentan con un valor p suficiente para ser considerados válidos. Aquí la variable dependiente solo estaría explicada por 2 de las 5 variables y obteniendo el segundo R^2 en magnitud.

Los resultados con mayor detalle de cada una de las regresiones se muestran en la tabla A.1 del Anexo I.

Al apreciar las 5 regresiones en conjunto se ve que las variables comprometidas más veces son REP2 y REP4 siendo la primera la con mayor coincidencias. Entonces, ¿la satisfacción de los consumidores está dada por lo que las demás personas hablen de la marca? ¿Las buenas experiencias previas vividas por los consumidores con respecto a la experiencia compra de una marca en particular, juegan a favor de la satisfacción de los consumidores por las mismas?

4. Ecuaciones estructurales

Las SEM (*Structural Equation Models*) o ecuaciones estructurales son un conjunto de modelos estadísticos que tienen por objetico buscar la relación entre múltiples variables, planteando relaciones de independencia entre ellas para probar el grado de ajuste de datos observados a un modelo basado en hipótesis. Examina la estructura de interrelaciones expresadas a través de ecuaciones de regresión lineal.

Como resultado, se obtiene los valores para cada relación y un estadístico que permite saber cuánto se ajustan los datos al modelo. Una característica muy importante de las SEM es que permiten construir variables latentes.

Haenlein & Kaplan definen las SEM como un método de análisis de datos multivariantes de segunda generación que normalmente es utilizado por los investigadores para poner a prueba modelos causales, lineales y aditivos que tienen un sustento teórico (Haenlein & Kaplan, 2004).

Las SEM poseen gran capacidad para tratar con variables latentes difíciles de medir, por esto mismo las hace ideales para abordar problemas de investigación de mercados.

Existen dos modelos de SEM:

- El modelo de medición (externo), donde se analiza la relación entre las variables latentes y sus indicadores observados.
- El modelo de causalidad o estructural (interno), en el que se estudian las relaciones de causalidad según un marco teórico, entre un conjunto de constructos independientes y dependientes.

Cabe destacar que en los modelos SEM, las variables pueden ser exógenas o endógenas. Las primeras tienen flechas salientes y ninguna entrante, mientras que las variables endógenas tienen por lo menos una flecha entrando hacia ellas y representan el efecto de otra u otras variables.

En la tabla 4.1 se presenta un resumen global introductorio sobre los aspectos más relevantes de esta metodología, los conceptos claves y los pasos a seguir para desarrollar un modelo junto a las pruebas que deben pasar los resultados obtenidos para poder verificar una teoría propuesta. Durante los siguientes apartados serán revisados en profundidad cada uno de estos conceptos y la metodología a seguir.

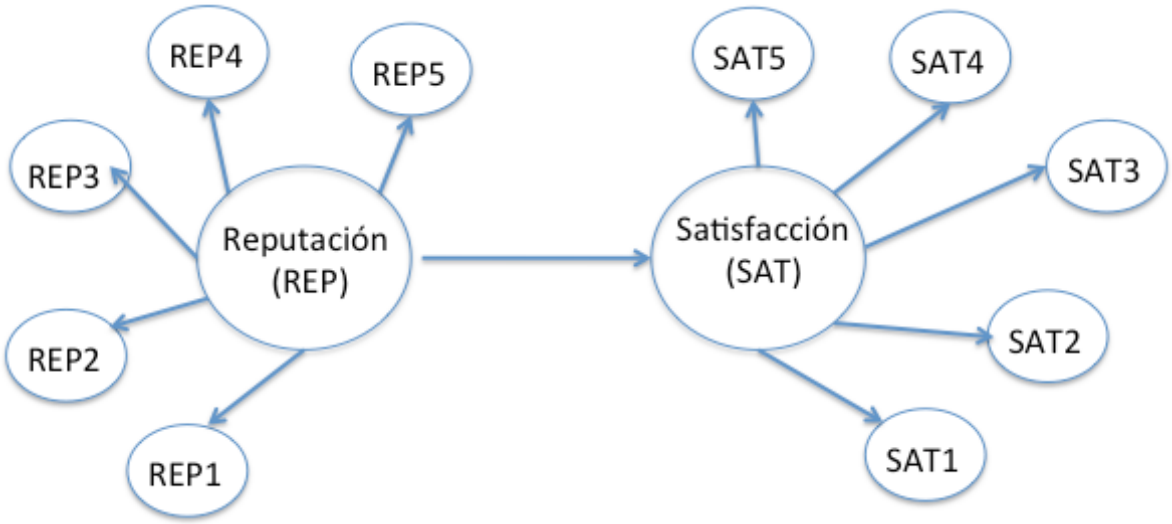
Tabla 4.1: Resumen global de la metodología SEM

Modelo SEM	
Características	Permite poner a prueba modelos causales Permite tratar con variables dificiles de medir (latentes)
Principales enfoques	**Basado en covarianzas:** - Muestras grandes - Distribución normal - Modelo bien especificado **GSCA:** - Variables no lineales - Literatura y ejemplos de aplicación limitados **PLS (Partial Least Squares):** - Muestras pequeñas - No requiere modelo bien especificado
Elementos principales (mayor detalle en figura 4.2)	- Constructo endógeno - Constructo exógeno - Indicadores (reflectivos/formativos) - Cargas individuales de los indicadores - Coeficiente de trayectoria - Coeficiente de determinación
Procedimiento (utilizando SmartPLS)	1. Definir variables (endógena y exógena) y relación 2. Definir indicadores (medibles) para cada constructo 3. Construcción del modelo (interno/externo) en base a la teroría propuesta (Ho) 4. Configuración de parámetros y ejecución del modelo a través de SmartPLS 5. Obtención de resultados 6. Pruebas de fiabilidad y validez **- Fiabilidad de los indicadores** **- Fiabilidad de la escala de medida (Consistencia interna)** **- Validez convergente** **- Validez discriminante** 7. Teoría bien fundada o remodelar 8. Bootstrapping 9. Conclusiones

Elaboración propia

En la figura 4.1 se puede apreciar la representación gráfica del modelo de estudio en este trabajo y que pretende contrastar la H_0. El modelo está compuesto por 2 variables latentes; la variable exógena satisfacción (SAT) y la variable endógena reputación (REP). Variables definidas en la tabla 3.3 del apartado 2. El modelo interno (o de medición) está compuesto por la relación entre estas dos variables. Por otro lado el modelo externo (o estructural) está dado por las relaciones entre cada una de estas variables latentes con sus indicadores respectivos observados.

Figura 4.1:Modelo teórico a estudiar



Elaboración propia

El análisis de las SEM puede ser llevado a cabo por medio de dos técnicas estadísticas:

- Basados en el análisis de las covarianzas: Los parámetros han de minimizar la diferencia entre la matriz de covarianzas poblacional y la del modelo propuesto. Los softwares más utilizados para la utilización de esta técnica son AMOS, EQS, LISREL Y MPlus.
- Basados en los componentes o "*Partial Least Squares"*: en donde se trata de maximizar la varianza explicada. Los softwares más utilizados basados en esta técnica son PLS-Graph, VisualPLS, SmartPLS y WarpPLS. Dentro de las técnicas basadas en los compenentes existe la conocida como Análisis de los Componentes Estructurados Generalizados (*Generalized Structured Component Analysis* o GSCA). Los softwares más utilizados son VisualGSCA o mediante una aplicación basada en web llamada GeSCA. Otra manera de estimar los SEM es mediante el método denominado Modelado no Lineal Universal Relacional Estructural que hace uso del software NEUSREL's Causal Analytics.

4.1. Método basado en covarianzas (CB-SEM):

CB-SEM ha sido ampliamente aplicado en el campo de las ciencias sociales durante las últimas décadas. Sigue siendo el método preferido de análisis de datos para confirmación o rechazo de teorías, particularmente cuando se trata de muestras de gran tamaño, datos normalmente distribuidos y cuando el modelo está correctamente especificado. Es decir, cuando se han elegido y enlazado las variables

apropiadas en el proceso de conversión de la teoría en un modelo SEM (Hair et al., 2011; Hwang et al., 2010; Reinartz et al., 2009). Sin embargo, muchos profesionales de la industria e investigadores han notado, que en realidad, a menudo es complicado encontrar un set de datos que cumpla con estos requerimientos. Además, el objetivo de la investigación puede ser exploratoria, en la cual poco se sabe acerca de las relaciones que existen entre las variables. En este caso los investigadores pueden optar por el método PLS.

4.2. GSCA:

Si se requieren medidas generales de ajuste del modelo o en proyectos donde existen variables latentes no lineales, GSCA puede ser una buena elección en lugar de PLS para la ejecución de modelos de ecuaciones estructurales (Hwang et al., 2010). Y para los set de datos que muestran no linealidades significativas y efectos moderados entre las variables, el enfoque NEUSREL puede que sea el más apropiado (Frank and Hennig-Thurau, 2008). Sin embargo, dado que GSCA y NEUSREL son relativamente nuevos enfoques dentro del mundo SEM, la cantidad de literatura o reseñas es limitada. Puede resultar complicado encontrar suficientes ejemplos para entender cómo estos enfoques emergentes pueden ser utilizados en diferentes escenarios de investigación de mercado.

4.3. Partial Least Squares (PLS):

PLS es una técnica basada en la estimación de mínimos cuadrados ordinarios para la estimación de parámetros; el análisis de sus componentes principales para la obtención del peso específico de cada variable dentro del constructo y el análisis de rutas para la evaluación de las relaciones entre los constructos (Barclay et al., 1995).

Es un enfoque de modelado suave de los modelos SEM, que no hace asunciones previas sobre la distribución de los datos (Vinzi et al., 2010) por lo que se convierte en una buena alternativa cuando se dan las siguientes situaciones: (Bacon, 1999; Hwang et al., 2010;Wong, 2010)

- No se necesita una teoría sólida. Es un método exploratorio, no se conoce la estructura de los datos a priori.
- La exactitud de la predicción es muy importante.
- Tamaños muestrales pequeños.
- No se puede asegurar una correcta especificación del modelo.

Es importante también destacar que esta técnica no es fiable para todo tipo de análisis estadístico, las debilidades a considerar son:

- Si la muestra es pequeña, se requiere que los coeficientes de trayectoria (valor que indica la fracción de la desviación estándar de una variable dependiente que está explicada en forma directa por la variación de una desviación estándar de la variable independiente) tengan un valor estructural elevado.
- No se trata muy bien el problema de la multicolinealidad.
- Dado que las flechas son siempre unidireccionales, no se puede modelar correlaciones bidirecionales.
- Una posible falta de coherencia en las puntuaciones de las variables latentes puede resultar en la estimación de cargas y coeficientes de trayectoria sesgadas.
- Se puede crear grandes errores cuadráticos medios en la estimación de los coeficientes de carga de las trayectorias.

En comparación con los métodos basados en varianzas, PLS se adapta mejor para aplicaciones predictivas y de desarrollo de la teoría, aunque también puede ser usada para la confirmación de la teoría. Este método ha sido utilizado para modelar ecuaciones estructurales en proyectos de investigación aplicada. También ha sido utilizado en muchos campos, como en las ciencias del comportamiento (por ejemplo, Bass et al, 2003), el marketing (por ejemplo, Henseler et al., 2009), las organizaciones (por ejemplo, Sosik et al., 2009), los sistemas de gestión de información (por ejemplo, Chin et al., 2003), y la estrategia de negocio (por ejemplo, Hulland, 1999). En efecto, PLS puede llegar a ser un potente método de análisis (Chin et al., 2003) debido a sus mínimos requerimientos relativos a escalas de medidas de las variables, tamaño muestral y distribuciones residuales. Con relación a las técnicas basadas en ajustes de covarianzas, PLS evita dos serios problemas: que éstas pueden ocasionar soluciones impropias o inadmisibles e indeterminación de factores (Fornell y Bookstein, 1982). Como consecuencia del empleo de un algoritmo iterativo consistente en una serie de mínimos cuadrados ordinarios (OLS), la identificación no resulta un problema para los modelos recursivos, como tampoco precisa ninguna distribución específica para las variables medidas (Chin, 1998).

Los modelos recursivos son aquellos que aquellos en los que, al ordenar de forma conveniente las ecuaciones del mismo, la estimación de cada variable endógena permite contar con todas las variables necesarias para la estimación de la siguiente endógena y así sucesivamente.

Para este estudio se utilizará el método PLS para realizar el modelado a través del software SmartPLS ya que es el que más se ajusta a la investigación, debido a que el modelo propuesto no está respaldado por una teoría sólida y el tamaño muestral es pequeño. Este software que entrega una licencia gratuita posee muchos foros de discusión online para el intercambio de información.

4.3.1. Determinación del tamaño muestral para la utilización de PLS.

Independientemente del software de aplicación que se vaya a utilizar, se deben considerar algunas directrices a la hora de emplear PLS en el modelado, ya que es todavía un método de análisis multivariante emergente y esto puede hacer que algunas imprecisiones de ciertas aplicaciones de PLS pasen desapercibidas para los investigadores o académicos. Determinar el tamaño muestral apropiado es el primer problema que los investigadores deben resolver. Por lo general, para determinar el tamaño de la muestra, se tiene que considerar los antecedentes del modelo, las características de distribución de los datos, las propiedades psicométricas de las variables, y la magnitud de sus relaciones. Hair et al. (2013) sugieren que el tamaño de la muestra puede ser conducido por los siguientes factores a la hora de diseñar un modelo de ecuaciones estructurales:

- El nivel de significación.
- El poder estadístico.
- El coeficiente mínimo de determinación (valores de R^2) utilizado en el modelo.
- El máximo número de flechas apuntando a una variable latente.

En la práctica, un estudio típico de investigación tendría un nivel de significación del 5%, un poder estadístico del 80%, y valores de R^2 de, al menos, 0,25. Usando tales parámetros, en la tabla 4.2 podemos ver las directrices sugeridas por Marcoulides y Saunders (2006), donde el tamaño mínimo requerido es puesto en función del máximo número de flechas apuntando a una variable latente.

Tabla 4.2: Tamaño muestral mínimo requerido

Tamaño muestral mínimo requerido	Número máximo de flechas apuntando a una variable latente
52	2
59	3
65	4
70	5
75	6
80	7
84	8
88	9
91	10

Elaboración propia según Marcoulides y Saunders (2006)

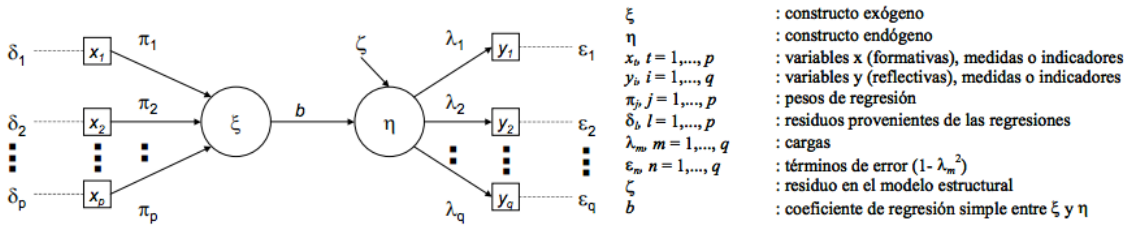
4.4. Evaluación de un modelo utilizando PLS

Un modelo PLS se divide en dos elementos. El modelo de medición es donde se analiza la relación de cada variable latente con sus indicadores y el modelo de causalidad o estructural, en el que se estudian las relaciones de causalidad entre un conjunto de constructos independientes y dependientes.

4.4.1. Evaluación del modelo de medida

Con una descripción gráfica se pueden representar las relaciones existentes entre las variables. Según Barclay et al. (1995) el primer paso en un estudio con PLS es especificar explícitamente tanto el modelo estructural (modelo interno) como las relaciones existentes entre los indicadores y los constructos en el modelo de medida (modelo externo). Para esto es de gran ayuda la realización de nomogramas (Figura 4.2), siguiendo los procedimientos nomográficos RAM (Falk y Miller, 1992, p. 18)

Figura 4.2: Modelo de dos constructos



Según Barclay et al. (1995, p. 291), Chin (1998b, p. 312-314) y Fornell y Bookstein (1982, p. 306).

Indicadores reflectivos

Si los indicadores están bastante correlacionados y son altamente intercambiables, son reflectivos y, por tanto, su confianza y validez deberían ser examinados en profundidad (Haenlein & Kaplan, 2004; Hair et al., 2013; Petter et al., 2007).

En un modelo PLS, la fiabilidad de los indicadores es valorada examinando las cargas factoriales individuales (λ) o correlaciones simples de los indicadores con su respectivo constructo. La empírica más aceptada es la propuesta por Carmines y Zeller (1979), quienes señalan que para aceptar un indicador como integrante de un constructo, aquél ha de poseer una carga igual o superior a 0,707. Esto implica que la varianza compartida entre el constructo y sus indicadores es mayor que la varianza del error. Desde que las cargas son correlaciones, un nivel igual o superior a 0,707 implica que más del 50% de la varianza de la variable observada es compartida por el constructo.

Sin embargo, diversos investigadores opinan que esta regla no debería ser tan rígida en las etapas iniciales de investigación (Barclay et al., 1995; Chin, 1998).

Fiabilidad de la escala es la consistencia interna que evalúa si todas las variables miden con el rigor apropiado el constructo. Esta prueba permite comprobar la consistencia interna de todas las variables al medir el mismo concepto. Una herramienta útil es la fiabilidad compuesta (ρc) de la dimensión (Werts et al., 1974) en vez de utilizar el alpha de Cronbach. Ambos indicadores permiten cuantificar el nivel de fiabilidad de una escala de medida para la magnitud inobservable construida a partir de las variables observadas y oscilan entre 0 (ausencia de homogeneidad) y 1 (máxima homogeneidad). La diferencia es que el alpha de Cronbach presupone a priori que cada indicador de un constructo contribuye de la misma forma mientras que la fiabilidad compuesta utiliza las cargas individuales de los ítems tal como existen en el modelo causal.

En un modelo con indicadores reflectivos, la variable latente precede a los indicadores en un sentido causal, es decir, las medidas de un constructo deberían estar correlacionadas y alcanzar un alto nivel en medidas de consistencia interna.

La mayoría de los autores sugieren 0,8 como nivel adecuado de fiabilidad compuesta (cercano a la máxima homogeneidad), aunque se acepta 0,7 en etapas tempranas de investigación (Fornell y Larcker, 1981; Nunnally, 1978; Werts et al., 1974).

La fiabilidad de los indicadores y de la escala permite comprobar si miden de una forma estable y consistente lo que desea medir (para el caso de este estudio, si logran representar de forma estable y consistente la reputación y la satisfacción); pero no por eso son válidos. Es por ello que se debe evaluar su validez a través de la validez convergente y la validez discriminante.

La validez convergente proporciona la cantidad de varianza que un constructo específico obtiene de sus indicadores (la varianza no explicada es el error). La valoración de la validez convergente se lleva a cabo por medio de la medida desarrollada por Fornell y Larcker (1981) denominada varianza extraída media (AVE). La recomendación para que el modelo con el que se trabaja tenga validez convergente, es que la AVE sea mayor que 0,5, de esta forma se establece que más del 50% de la varianza de la dimensión es explicada por sus variables. (Fornell y Larcker (1981)).

Si todas las cargas factoriales estandarizadas tienen valores mayor a 0,6 o 0,7 y los valores t son significativos (mayores a 1,96) entonces se puede asegurar que se cuenta con validez convergente.

La validez discriminante indica en qué medida un constructo dado es diferente de otros constructos. Para que exista la validez discriminante en un constructo han de existir correlaciones débiles entre éste y otras variables latentes que midan fenómenos diferentes. En un análisis PLS, un criterio para una adecuada validez discriminante es que un constructo debería compartir más varianza con sus medidas o indicadores que con otros constructos en un modelo determinado (Barclay et al., 1995). Para valorar la validez discriminante, Fornell y Larcker (1981) recomiendan el uso de la varianza extraída media (AVE), es decir, la varianza media compartida entre una variable o constructo y sus medidas. Esta medida debería ser mayor que la varianza compartida entre el constructo con los otros constructos del modelo (la correlación al cuadrado entre dos constructos).

En una escala de medida reflectiva, la dirección de la causalidad sale de las variables latentes hacia los indicadores. Para el caso de este trabajo se tiene que todos los indicadores son reflectivos, por tanto, todas las flechas irán desde las variables latentes hacia los indicadores.

En el modelo que se presenta en este estudio la variable latente SAT está compuesta por cinco indicadores observables (SAT1, SAT2, SAT3, SAT4 y SAT5). Las cargas externas, la fiabilidad compuesta, el AVE y la raiz cuadrada de cada indicador deberían ser examinados y reportados.

Indicadores formativos.

Si son los indicadores los que causan la variable latente y no son intercambiables entre ellos, entonces son formativos. Por lo general, estos indicadores pueden tener entre ellos correlaciones positivas, negativas o nulas (Haenlein y Kaplan, 2004; Petter et al., 2007). Entonces no es necesario reportar fiabilidad de los indicadores, fiabilidad de consistencia interna ni validez discriminante.

Implican que el constructo es expresado como una función de los indicadores, es decir, los indicadores forman, causan o preceden al constructo. Las medidas de un constructo no necesitan estar correlacionadas, por lo tanto, no son aplicables medidas de consistencia interna. Como ejemplo, si se modelizara el estado de ebriedad de un sujeto como constructo con los siguientes indicadores formativos: cantidad ingerida de cerveza, vino y otros licores. En este caso, un sujeto podría haber logrado un estado de ebriedad por haber tomado solo altas cantidades de vino, pero no del resto de bebidas. De acuerdo con Chin (1998a), una forma de determinar ante qué tipo de indicadores se enfrenta el investigador es plantarse la siguiente cuestión: "Asumiendo que todas las medidas de un constructo están codificadas en la misma dirección, preguntarse ¿el incremento de uno de los indicadores en una dirección implica que el resto debe cambiar de forma similar?" Si la respuesta es afirmativa, nos encontramos con indicadores reflectivos. Si la respuesta es negativa, nos enfrentamos a indicadores formativos.

Según lo anterior, si el modelo planteado en este estudio tuviese indicadores formativos, la omisión de uno de los indicadores supone omitir parte del constructo (Bollen y Lennox, 1991). En efecto, esto se debe a que la creación del listado de indicadores formativos que conforman un constructo en particular equivale a la realización de un censo de todos los conceptos que forman esa variable latente y, por lo tanto, la eliminación de un ítem puede tener serias consecuencias en el constructo ya que podría omitir parte de su dominio conceptual y cambiar el significado de la variable (Podsakoff y Jarvis, 2005). Cabe agregar también, que a diferencia de los indicadores reflectivos, los indicadores formativos no tienen error.

Los indicadores formativos no son intercambiables entre si debido a que estos son determinantes exógenos del constructo, no compartiendo un concepto en común (los indicadores reflectivos si comparten un tema en común, es por ello que deben presentar alto covariación). Es decir, los indicadores formativos pueden capturar aspectos únicos del dominio conceptual de la variable latente, por lo que no requieren covariar unos con otros.

Los indicadores reflectivos deberían presentar los mismos antecedentes y consecuencias puesto que además son intercambiables. Los indicadores formativos no requieren presentar los mismos antecedentes y consecuencias.

Si para este estudio se quisieran agregar indicadores formativos entonces habría que incluir ítems que fueran capaces de medir la reputación y satisfacción de forma individual, independiente sean sus escalas de medida ya que no requieren de las pruebas de fiabilidad. Además, para este caso, se quiere medir las variables latentes a través de sus indicadores y no al revés.

El modelo de redundancia de dos bloques habla sobre que la relación entre ambos constructos debería ser alta, siendo recomendado un valor *"path"* entre ambos igual o superior a 0.80 para alcanzar validez externa (Mathieson et al., 2001).

Al modelizar el constructo formativo como reflectivo (Chin, 2010) las relaciones existentes en el modelo deben mantenerse (validación nomológica).

Las correlaciones entre el constructo formativo y el resto de constructos deben estar por debajo de 0,7 (Urbach y Ahlemann, 2010).

Para la multicolinealidad el Factor de Inflación de la Varianza (FIV) debe estar por debajo de 3,3 (Diamantopoulos y Siguaw, 2006).

Cuando existen indicadores formativos en el modelo, la dirección de las flechas tiene que ser revertida; es decir, las flechas deberían estar apuntando desde los indicadores hacia las variables latentes, de tal forma que el grupo de indicadores determinan conjuntamente el significado conceptual y empírico de las variables latentes. y no es necesario reportar fiabilidad de los indicadores, fiabilidad de consistencia interna ni validez discriminante. Esto es así debido a que las cargas externas, la fiabilidad compuesta, y la raíz cuadrada de la varianza extraída media no tienen importancia para una variable latente construida a partir de medidas no correlacionadas.

4.4.2. Evaluación del modelo estructural

El modelo estructural o interno, que comprende las relaciones de causalidad entre un conjunto de dimensiones, dependientes e independientes, que son derivadas de consideraciones teóricas. En este sub-modelo se valora la validez de las relaciones causales entre las dimensiones.

La varianza explicada por el modelo (R^2) muestra que proporción de varianza de una dimensión es explicada por el modelo, es decir, por el resto de las dimensiones.

El valor de R^2 se puede interpretar de forma similar que en las regresiones lineales. El R^2 debe ser suficientemente alto para tener un nivel significativo de poder explicativo.

Chin (1998) considera que, en este tipo de modelos, los valores de R^2 ≥0,67 podrían considerarse valores sustanciales, entre 0,67 y 0,33 serían valores moderados, entre 0,33 y 0,19 seria valores débiles y, por último, <0,19 indican que no habría poder explicativo.

Los coeficientes o pesos de regresión estandarizados, coeficientes β o coeficientes "path": estos coeficientes evalúan la relación entre los constructos.

Algunos autores afirman que los coeficientes deben ser mayores de 0,1 para que la relación entre las dos dimensiones se considere relevante (Huber et al., 2007), es decir que la variable predictora debería explicar al menos un 1,0% de la variable predecida. Sin embargo, Chin (1998b) defiende que deberían alcanzar al menos un valor de 0,2, y preferiblemente situarse por encima de 0,3. El contraste de hipótesis sobre la β se realiza utilizando técnicas no paramétricas de remuestreo como "bootstraping" y "jackknife" (Chin, 1998b; Roldan y Sánchez-Franco, 2012).

4.5 Fiabilidad y validez

Una consideración importante antes de evaluar un modelo PLS es entender la diferencia entre el término fiable y el término válido, que son pilares fundamentales del método científico.

- Variable fiable, pero no válida: Este caso se da cuando los indicadores miden todos lo mismo, pero no están midiendo realmente lo que se pretende medir, sino que posiblemente están definiendo otra variable latente, distinta a la del objetivo inicial.
- Variable válida, pero no fiable: Esta situación se da cuando los indicadores aparentemente está midiendo un objetivo en concreto, pero están bastante distanciados o poco correlacionados entre sí, lo que genera la situación de poca fiabilidad.
- Variable no válida ni fiable: En esta situación los indicadores están muy poco correlacionados y, además, no miden lo que realmente se quiere medir.
- Variable válida y fiable: Esta situación es la ideal. Se produce cuando los indicadores están muy enfocados en un solo objetivo (variable latente) y, además, está muy correlacionados.

Figura 4.3: Representación gráfica entre viabilidad y validez

https://explorable.com/es/validez-y-fiabilidad

4.6. Consideraciones importantes como resumen para la evaluación del modelo.

Como se comentó anteriormente PLS es considerado un método de análisis de datos multivariante emergente es por ello que en la literatura se han sugerido algunas consideraciones generales para su aplicación. En la tabla 4.3 se muestra un resumen general de estas consideraciones.

Tabla 4.3: Consideraciones generales

Temas	Sugerencias	Referencias
Escala de medición	Procurar evitar el uso de escalas categóricas en los constructos endógenos.	Hair et al., 2010
Valores para pesos externos	Usar un valor uniforme de 1 como peso de partida para la aproximación de la puntuación de la variable latente.	Henseler, 2010
Máximo número de iteraciones	300	Ringle et al., 2005
Bootstrapping	El número de "muestras" de arranque debe ser 5000 y el número “casos” de arranque debería ser el mismo que el número de observaciones válidas.	Hair et al., 2011
Evaluación del modelo interno	No usar el índice de bondad de ajuste.	Henseler and Sarstedt, 2013
Evaluación del modelo externo (reflectivo)	Reportar indicadores de carga. No usar alpha de Crhonbach para fiabilidad de consistencia interna.	Bagozzi and Yi, 1988
Evaluación del modelo externo (formativo)	Reportar indicadores de pesos. Para testear la significación del modelo externo, reportar los t-valores, p-valores y los errores estándar.	-

Elaboración propia.

5. Modelando el modelo propuesto usando PLS

En este apartado se muestra el modelo realizado para comprobar la hipótesis que se planteó en el apartado 2 (Cuanto mejor sea la reputación de la marca de lujo, mayor será la satisfacción del consumidor).

La reputación y la satisfacción son variables latentes multidimensionales que no son fácil de observar de manera simple. Es por esto que se usó un conjunto de indicadores de fácil medición que serán los intermediarios para llegar a las variables latentes en estudio. Estos indicadores están presentes en la encuesta que se desarrolló y que es mencionada en el apartado 2 de este trabajo. Tal y como se menciona, se definieron una series de preguntas en las cuales el entrevistado debía evaluar su grado de acuerdo/desacuerdo con ciertas situaciones según una escala Likert (siendo de 1 en total desacuerdo hasta 7 totalmente de acuerdo). Dentro de éstas, hay 10 situaciones que están relacionadas con estas dos variables latentes tratadas (REP y SAT). Ver tabla 1 del apartado 2 para el detalle de estas preguntas y tabla 3 para la definición de cada uno de los indicadores ligados a estas 2 variables latentes.

5.1. Obtención de resultados de la encuesta

Las preguntas de la encuesta (Anexo) fueron realizadas de forma digital utilizando los formularios de Google que permite de forma gratuita recolectar la información y almacenarla de forma digital, de esta forma exportarla a formato Excel. La recolección de los resultados de la encuesta se hizo de forma presencial en distintos núcleos comerciales de la ciudad de Madrid. Se realizaron encuestas en los barrios de Serrano, Argüelles, Majadahonda y algunos centro comerciales como Gran Plaza II, entre otros. Gracias a la herramienta de Google se pudo ir almacenando las respuestas de forma digital al mismo momento de con cretada la encuesta.

Para realizar el modelo y obtener los resultados correspondientes se utilizó la versión gratuita de SmartPLS (v3.2.3) para Mac. Para poder importar los datos a dicha herramienta es necesario tener los resultados en formato *.csv*. Es importante destacar que la versión gratuita de SmartPLS tiene algunas limitaciones como la exportación de resultados a cualquier formato y solo la utilización de 100 filas. Esto no es una limitación para modelar y obtener resultados. Para obtener de forma aleatoria 100 datos del total de la muestra de 450 se utilizó la función "**aleatorio.entre(1;450)"** de MS Excel para generar números al azar entre 1 y 450 para cada fila, luego se seleccionaron las filas correspondientes a los números entre 1 y 100.

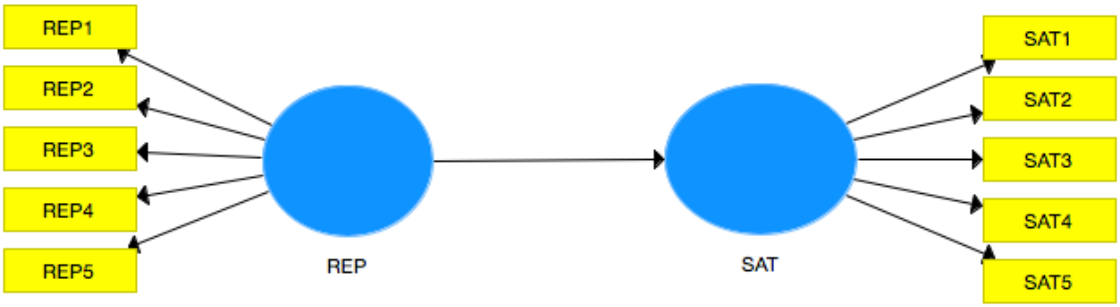
5.2. Construcción del modelo interno y externo

En base al modelo conceptual que se ha creado en este trabajo (Figura 3.1, apartado 3) se utilizó SmartPLS para construir el modelo que pretende comprobar H_0. Primero se debe crear el modelo interno para luego integrar los indicadores ligados a las variables y obtener el modelo externo. En la figura 4 podemos ver el modelo interno y en la figura 4 el modelo externo. Para mayor información y detalle de cómo modelar con el SmartPLS dirigirse al manual de usuario en el Anexo.

Figura 5.1: Modelo interno

Elaboración propia a través de SmartPLS v.3.2.3

Figura 5.2: Modelo externo

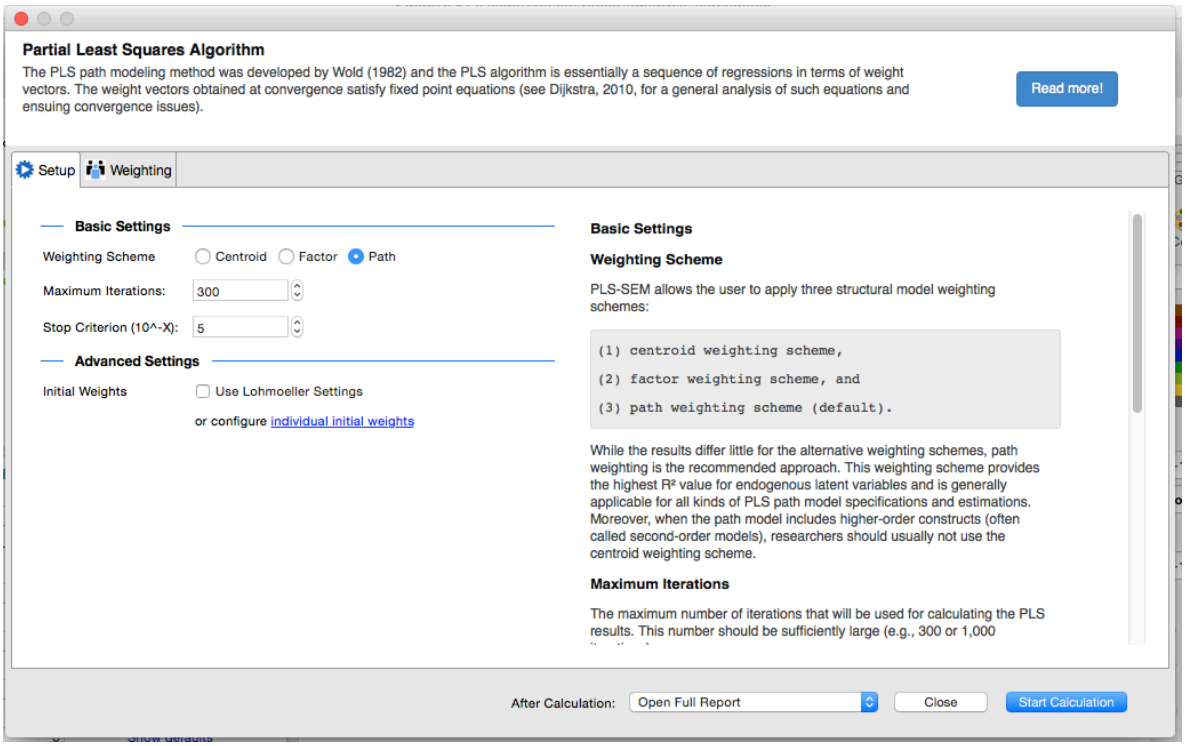


Elaboración propia a través de SmartPLS v.3.2.3

5.3. Estimación del modelo con ponderación por trayectoria ("Path weighting scheme")

Una vez construido el modelo en SmartPLS (relacionar las variables latentes entre ellas y con sus respectivos indicadores), el siguiente paso es modelado por trayectoria a través del algoritmo de PLS. Para ello se debe configurar los parámetros de forma adecuada, como muestra la figura 5.3, para comenzar la estimación del modelo.

Figura 5.3: Configuración del algoritmo PLS en SmartPLS



Captura de pantalla de SmartPLS v3.2.3 para Mac

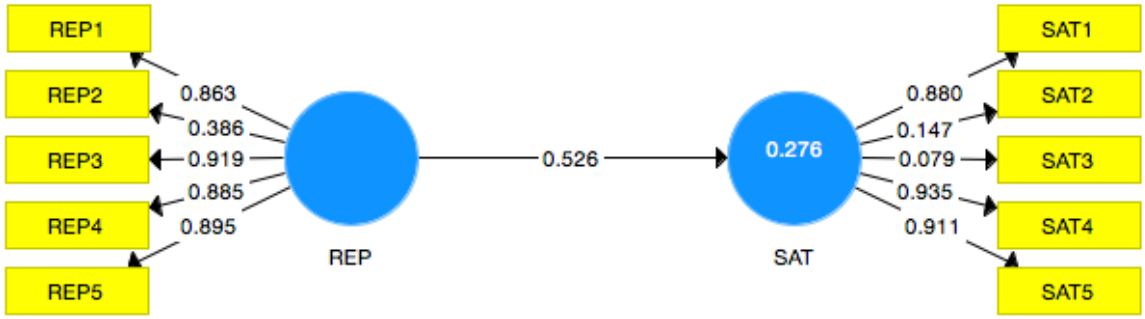
La configuración adoptada viene por defecto ya al seleccionar calcular a través del algoritmo PLS, 300 iteraciones, esquema de ponderación por ruta y criterio de parada para 10^{-5}. Para mayor información y detalle de cómo modelar con el SmartPLS dirigirse al manual de usuario en el Anexo II.

6. Resultados

Luego de haber ejecutado la estimación del modelo a través de SmartPLS y su algoritmo PLS configurado como se mostró en la figura 5 del apartado anterior, se obtiene la primera salida de resultados que se debe evaluar para comprobar la hipótesis nula propuesta en este estudio.

En la figura 6.1 se muestra la primera salida que entrega el software a través del modelado por trayectoria.

Figura 6.1: Resultado del modeloado en SmartPLS



Captura de pantalla de SmartPLS v3.2.3 para Mac

En la figura anterior se puede ver ya algunos valores de los indicadores que se han mencionado y se puede analizar a priori la validez de los mismos.

Además, como ya se comentó en apartado anterior, este modelo debe llevar una medida reflectiva por lo que es de suma importancia evaluar y discutir sus indicadores.

a) Varianza de la variable endógena (R^2)

El coeficiente de determinación (o R^2) indica la cantidad de varianza del constructo que es explicada por el modelo. Chin (1998b) considera que los valores de R^2 ≥0,67 podrían considerarse valores sustanciales, entre 0,67 y 0,33 serían valores moderados, entre 0,33 y 0,19 sería valores débiles y, por último, <0,19 indican que no habría poder explicativo.

Para este caso el coeficiente de determinación tiene un valor de 0,276 para la variable endógena SAT, este nos dice que la variable exógena REP explica en un 27,6% la variación en SAT. Para el área del marketing este valor del coeficiente de determinación es considerado como débil, por lo que se podría decir que existe una relación débil entre REP y SAT.

b) Coeficientes del modelo interno (o coeficiente de regresión estandarizado (beta))

Este coeficiente debe ser interpretado del mismo modo que el obtenido en las regresiones lineales simples. En la regresión PLS, los coeficientes estandarizados indican la importancia de cada predictor en el modelo, permiten analizar el cumplimiento de las hipótesis planteadas. Algunos autores afirman que los coeficientes deben ser mayores de 0,1 para que la relación entre las dos dimensiones se considere relevante (Huber et al., 2007). Sin embargo, Chin (1998b) defiende que deberían alcanzar al menos un valor de 0,2, y preferiblemente situarse por encima de 0,3.

El coeficiente de regresión simple entre reputación y satisfacción es de 0,526, mayor que 0,1. Por lo tanto REP es un predictor de SAT en forma moderada.

c) Cargas factoriales individuales (o cargas externas)

La tabla 6.1 muestra los valores de las cargas factoriales individuales o correlaciones entre las variables latentes con sus correspondientes indicadores del modelo externo.

Cuando se alcance el criterio de parada del algoritmo o se alcanza el número máximo de iteraciones (300 iteraciones para este caso), el software detendrá la estimación de los coeficientes. Es por esto que es importante que el algoritmo se detenga antes de que alcance el número máximo de iteraciones. En la tabla se puede ver que se necesitaron solamente 9 iteraciones para estimar estos coeficientes.

Tabla 6.1: valores de las cargas factoriales individuales y número de iteraciones alcanzadas

Outer Loadings

Matrix

	REP	SAT
REP1	0.863	
REP2	0.386	
REP3	0.919	
REP4	0.885	
REP5	0.895	
SAT1		0.880
SAT2		0.147
SAT3		0.079
SAT4		0.935
SAT5		0.911

Stop Criterion Changes

Matrix

	REP1	REP2	REP3	REP4	REP5	SAT1	SAT2	SAT3	SAT4	SAT5
Iteration 0	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
Iteration 1	0.347	0.157	0.312	0.217	0.172	0.344	0.011	-0.028	0.404	0.350
Iteration 2	0.309	0.062	0.307	0.237	0.242	0.340	0.014	-0.028	0.410	0.348
Iteration 3	0.310	0.061	0.307	0.237	0.242	0.334	-0.013	-0.054	0.419	0.352
Iteration 4	0.307	0.055	0.307	0.238	0.247	0.334	-0.013	-0.054	0.419	0.352
Iteration 5	0.307	0.055	0.307	0.238	0.247	0.333	-0.015	-0.055	0.420	0.352
Iteration 6	0.307	0.054	0.307	0.239	0.247	0.333	-0.015	-0.055	0.420	0.352
Iteration 7	0.307	0.054	0.307	0.239	0.247	0.333	-0.015	-0.055	0.420	0.352
Iteration 8	0.307	0.054	0.307	0.239	0.247	0.333	-0.015	-0.055	0.420	0.352
Iteration 9	0.307	0.054	0.307	0.239	0.247	0.333	-0.015	-0.055	0.420	0.352

Captura de pantalla de SmartPLS v3.2.3

Si el algoritmo no puede converger en menos de 300 iteraciones, significa que los datos son anormales (tamaño de muestra insuficiente, existencia de valores atípicos o demasiados valores parecidos en los indicadores). Entonces se requiere un mayor estudio de los datos.

d) Fiabilidad de los indicadores

Para comprobar la validez de los indicadores se deben evaluar las cargas factoriales individuales de cada uno de ellos. En la tabla 6.2 se muestran las cargas de cada uno de los 10 indicadores que fueron estimadas por el algoritmo.

Tabla 6.2: cargas factoriales de los indicadores de las variables latentes

Outer Loadings

Matrix

	REP	SAT
REP1	0.863	
REP2	0.386	
REP3	0.919	
REP4	0.885	
REP5	0.895	
SAT1		0.880
SAT2		0.147
SAT3		0.079
SAT4		0.935
SAT5		0.911

Captura de pantalla de SmartPLS v3.2.3

En la tabla se observa que de los 10 indicadores, 7 de ellos tienen cargas superiores a 0,707 por lo que se pueden considerar como integrantes de sus respectivas variables. Para la Reputación (REP) los indicadores que cumplen el criterio de fiabilidad son REP1, REP3, REP4 y REP5 mientras que para la la satisfacción los indicadores que son fiables son SAT1, SAT4 y SAT5. De los 10 indicadores que se miden a través de la encuesta para tratar de explicar las variables latentes, solo 7 de ellos pueden ser considerados como fiables dentro del modelo. El resto de los 3 indicadores no alcanzan el valor mínimo exigido de 0,4.

e) Fiabilidad de la escala o consistencia interna

Para medir la fiabilidad de la escala se utilizó el criterio de la fiabilidad compuesta o *"Composite Reliability".* El valor de la misma debe ser mayor a 0,8 para comprobar la consistencia interna de todos los indicadores. La tabla 6.3 muestra que esta condición se cumple para la reputación pero no así para la satisfacción, aunque está muy cerca.

Tabla 6.3: fiabilidad compuesta de las variables

	Composite Reliability
Reputacion	0.903
Satisfaccion	0.778

Captura de pantalla de SmartPLS v3.2.3

f) Validez convergente

La tabla 6.4 muestra los valores de la varianza extraída media entregados por el algoritmo que indican si existe validez convergente en el modelo.

Tabla 6.4: valores AVE para validez convergente

	Average Variance
Reputacion	0.665
Satisfaccion	0.501

Captura de pantalla de SmartPLS v3.2.3

Para la reputación se tiene un valor 0,665 que está por arriba del valor aceptable del 0,5 mientras que para la satisfacción se tiene un valor de 0,501 que con lo justo sobrepasa el umbral. La razón de la cual el valor del segundo constructo es más bajo que el primero es debido a que tiene menos indicadores que lo explican (tabla 6.2). Para ambos constructos se establece que más del 50% de su varianza es explicada por sus respectivos indicadores.

g) Validez discriminante

Para comprobar que la validez discriminante se utilizará el criterio de Fornell-Lacker de la varianza extraída media (AVE). En la tabla 6.5 se muestra la relación entre las raíces cuadradas de cada varianza extraída

media, puestas en la diagonal de la tabla y el coeficiente de regresión simple entre ambas variables latentes, ubicada en la esquina inferior izquierda de la diagonal.

Tabla 6.5: Validez discriminante según Fornell-Larcker

	Reputación	Satisfacción
Reputación	0,815	
Satisfacción	0,526	0,708

Elaboración propia según datos obtenidos en SmartPLS

De la figura 6.1 se sabe que la correlación entre ambas variables (o coeficiente de regresión simple) es de 0,526 y de la tabla 6.4 se tiene que los valores de AVE de cada una de las variables. Al aplicar el criterio de Fornell y Lacker se obtiene que la correlación entre reputación y satisfacción (0,526) es menor que cada varianza extraída media. Por lo tanto se puede confirmar que el modelo cumple con la validez discriminante.

Ambas variables han pasado las pruebas de fiabilidad y validez, por lo que se puede comprobar que los indicadores están muy enfocados en cada variable latente que representan y también están muy correlacionados entre sí.

Pero como último paso se debe examinar la estabilidad de las estimaciones ofrecidas por el algoritmo PLS. Esto se hace con la técnica llamada *"Bootstrap".* Para hacer esto se toma un gran número de submuestras de las muestras originales con remplazamiento para generar errores estándares. Como resultado de este procedimiento se obtienen los valores t para probar la importancia del camino estructural.

h) Verificación de la importancia del camino estructural mediante Bootstrap

SmartPLS es capaz de realizar este procedimiento, para esto se debe escoger el algoritmo *"Bootstrapping"* dentro de las opciones de resolución y seleccionar el número de submuestras a utilizar (para mayor información y detalle de cómo modelar con el SmartPLS dirigirse al manual de usuario en el Anexo II).

Las submuestras escogidas serán igual que el número de encuestas realizadas (100 submuestras) y haciendo varios reemplazos para completar los datos y así generar errores estándar de *"Bootstrap".* También se debe especificar que no se desea hacer los cambios de signo sino que dejarlos tal como vienen de origen. Este método de estimación es el más conservador, pero también genera errores estándares más altos y bajos valores t.

Si el método de *"Bootstrap"* entrega resultados no significativos con la opción *"No sign changes"* (mencionada anteriormente) pero sí con la opción "*Individual changes*" (esta opción invierte los signos si la estimación de una muestra es diferente a la muestra original, por lo tanto los signos para cada estimación muestra del modelo estructural son hechos consistentes con la muestra original), entonces se debe volver a recalcular activando la opción intermedia "*Construct level changes"* (Los signos de un grupo de coeficientes de una submuestra son comparados con la estimación PLS original, si la mayoría de los signos necesitan ser cambiados para correr el *"Bootstrap"* y hacerlo coincidir con la muestra original entonces los signos son reversados, en caso contrario no se reversan). Esto es así porque esta opción es conocida por marcar un buen compromiso entre los dos extremos de cambio de signo.

Los resultados obtenidos por el algoritmo se muestran en la tabla 6.7, con ellos se puede verificar si el coeficiente de regresión simple del modelo interno es significativo o no. Para ello se debe mirar la columna correspondiente a *"T Statistics"*. Usando un test-t de dos colas con un nivel de confianza de 5%, el coeficiente de regresión será significativo si el valor del estadístico t es mayor que 1.96. Para el caso de este modelo se observa que la relación "REP->SAT" es estadísticamente significativa con un valor t de 7,203.

Tabla 6.6: Resultados del Bootstrap

Path Coefficients

Mean, STDEV, T-V... | Confidence Intervals | Confidence Inter... | »1 | Export to clipboard: | Copy to cli

	Original Sample (C	Sample Mean (M)	Standard Deviatio	T Statistics (|O/ST	P Values
Reputacion -> Satisfaccion	0.526	0.548	0.073	7.203	0.000

Captura de pantalla de SmartPLS v3.2.3

El mismo ejercicio se puede realizar para las cargas factoriales de los indicadores obtenidos en la tabla 6.6. Utilizando el mismo criterio se puede comprobar cuál de estos indicadores es o no significativo estadísticamente dentro del modelo externo. La tabla 6.8 muestra la prueba T para cada uno de las cargas externas.

Tabla 6.7: Resultados de la prueba para las cargas externas de los indicadores

Outer Loadings

Mean, STDEV, T-V... | Confidence Intervals | Confidence Inter... | >>1 | Export to clipboard: Co

	Original Sample (C	Sample Mean (M)	Standard Deviatio	T Statistics (|O/ST	P Values
REP1 <- Reputacion	0.863	0.854	0.046	18.830	0.000
REP2 <- Reputacion	0.386	0.370	0.136	2.836	0.005
REP3 <- Reputacion	0.919	0.915	0.026	35.564	0.000
REP4 <- Reputacion	0.885	0.883	0.037	24.240	0.000
REP5 <- Reputacion	0.895	0.891	0.035	25.553	0.000
SAT1 <- Satisfaccion	0.880	0.866	0.057	15.551	0.000
SAT2 <- Satisfaccion	0.147	0.114	0.188	0.782	0.435
SAT3 <- Satisfaccion	0.079	0.050	0.197	0.402	0.688
SAT4 <- Satisfaccion	0.935	0.929	0.025	36.772	0.000
SAT5 <- Satisfaccion	0.911	0.896	0.038	23.915	0.000

Captura de pantalla de SmartPLS v3.2.3

De la tabla se desprende que tanto SAT2 como SAT3 no son significativos estadísticamente ya que su valor t es inferior a 1,96, por lo que hace que sus respectivos enlaces tampoco lo sean. Lo que coincide con lo mostrado en la tabla 6 sobre la fiabilidad de éstos. Sin embargo, se aprecia que REP2 tiene un valor t por encima de 1,96 lo que lo transformaría en significativo, pero junto a SAT2 y SAT3 son los indicadores que tiene cargas externas inferiores a 0,707 (por lo tanto no fiables) pero REP2 se acerca al mínimo exigido de 0,4 (Tabla 6.7).

Si se comparan estos resultados con los presentados en la tabla 4 se puede mencionar que la variable independientes REP2 no tenía un valor p suficiente para formar parte de las regresiones para explicar las variables SAT2 y SAT3. Como se ve en la tabla, estas 3 variables no cuentan con la magnitud suficiente para ser consideradas significativas y teniendo SAT2 el menos valor de R^2. Es importante destacar que en la tabla 4 la variable SAT4 es la que es explicada por solo 1 variable independiente (de las 5 posibles) mientras que la tabla 12 presenta el mayor valor t.

Para volver a evaluar este modelo se considerará el criterio para las cargas externas mayores a 0,707 por lo que no se considerarán estos tres indicadores en el nuevo modelo.

Luego de volver a estimar el modelo con estas modificaciones se analizarán nuevamente los resultados obtenidos.

6.1. Reduciendo las variables para el modelo simplificado

Como se mencionó en el apartado anterior, se procede a estimar un nuevo modelo, basado en el anterior, pero sacando aquellos indicadores de ambas variables latentes que resultaron ser no fiables y tampoco significativos estadísticamente. Para ello se procederá a crear un nuevo modelo sin los indicadores SAT2 y SAT3 para la variable satisfacción y sin el indicador REP2 para la variable reputación. Una vez realizada la simulación se debe proceder nuevamente a realizar las pruebas de fiabilidad y validez para el modelo y esperando, esta vez, que se todos los indicadores sean fiables, válidos y significativos para de esta forma poder comprobar la hipótesis nula planteada en los primeros apartados. En resumen, los indicadores que utilizarán para este modelo reducido se muestran en la tabla 6.8. Se pasó de tener 5 indicadores para cada variable latente a tener 4 para la reputación y tan solo 3 para la satisfacción.

Tabla 6.8: Indicadores para las variables latentes en el modelo reducido

Variable	Nombre
REP1	Esta Marca tiene una muy buena reputación
REP3	Esta Marca es muy respetada por la gente
REP4	De esta Marca la gente habla muy bien
REP5	Esta Marca históricamente tiene una buena reputación
SAT1	Por medio de esta Marca me siento muy satisfecho
SAT4	Me siento muy satisfecho por las características de esta Marca
SAT5	Me siento muy satisfecho porque es la Marca ideal para mi

Elaboración propia

Para el caso de los indicadores para la variable latente de reputación (REP) hay que destacar que la agrupación de indicadores que quedaron como válidos son aquellos que hablan de la reputación de la marca por si sola, no comparada con la reputación de otras marcas como lo era el indicador REP2. Para el caso de la variable latente satisfacción (SAT) los indicadores que calificaron como válidos son aquellos que no tienen con ver con la experiencia o momentos vividos por los consumidores, sino más bien un tema de identidad con la marca (gusto por las características y sentido de pertenencia).

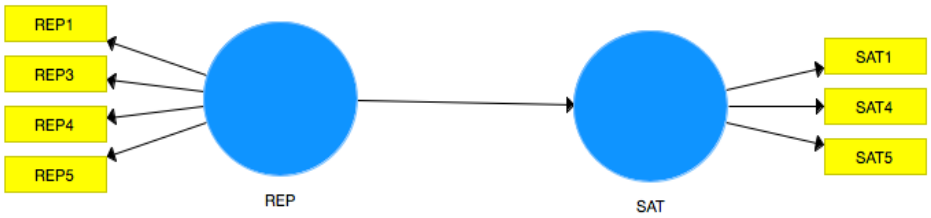
De lo anterior se pude desprender que los buenos momentos o experiencias vividos con una marca (experiencia de compra, relación con el personal de venta) no tienen mucho que ver con generar satisfacción con ella, sino más bien los consumidores se sienten satisfechos al adquirir una marca que les proporcione un sentido de pertenencia o que tenga, dentro de sus características, prestaciones que ellos valoran (muchas veces van más allá de lo funcional). Por otro lado, por parte de la reputación, los

consumidores se inclinan por estas marcas debido a la reputación que tienen por si mismas o por lo que la gente hable y comente de ellas, dejando un poco de lado las comparaciones con otras.

6.2. Construcción del modelo simplificado

Luego de tener los indicadores escogidos para el modelo simplificado se procede a modelar el mismo en SmartPLS, obteniendo el resultado de la figura 6.2.

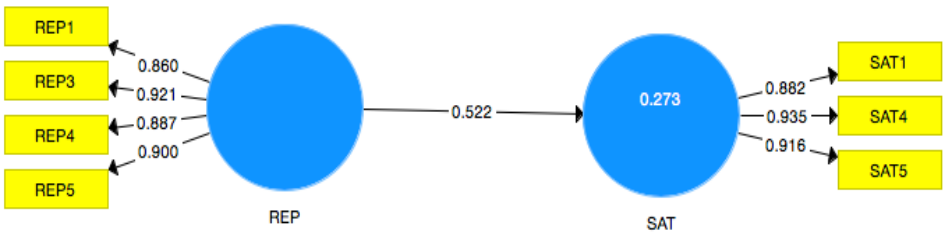
Figura 6.2: Modelo simplificado en SmartPLS



Captura de pantalla de SmartPLS v3.2.3

Al volver a ejecutar el algoritmo PLS sobre este modelo se obtienen los resultados mostrados en la figura 6.3.

Figura 6.3: Resultados de la estimación del modelo simplificado



Captura de pantalla de SmartPLS v3.2.3

Luego de realizada la simulación se deben volver a analizar los resultados de las pruebas de fiabilidad y validez para verificar la efectividad del modelo.

a) Varianza de la variable endógena (R^2)

Para este caso el coeficiente de determinación tiene un valor de 0,273; este valor no cambió mucho respeto al primer modelo para la variable endógena SAT. De esto se desprende que la variable endógena REP explica en un 27,3% la variación en SAT (en el modelo anterior un 27,6%). Sigue existiendo una relación débil entre ambas variables endógenas.

b) Coeficientes del modelo interno (o coeficiente de regresión simple)

El coeficiente de regresión simple entre reputación y satisfacción es de 0,522; mayor que 0,1. Por lo tanto REP es un predictor de SAT en forma moderada. Tampoco cambió respecto al primer modelo.

c) Cargas factoriales individuales (o cargas externas) y fiabilidad de los indicadores

La tabla 6.9 se muestran las iteraciones alcanzadas por el algoritmo donde se necesitaron solo 4. La tabla 6.10 entrega los valores de las cargas factoriales de cada uno de los 7 indicadores que fueron estimadas por el algoritmo para el modelo simplificado.

Tabla 6.9: Número de iteraciones alcanzadas para el modelo simplificado

Stop Criterion Changes

Matrix | Expo

	REP1	REP3	REP4	REP5	SAT1	SAT4	SAT5
Iteration 0	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
Iteration 1	0.318	0.315	0.243	0.247	0.325	0.420	0.351
Iteration 2	0.317	0.315	0.243	0.247	0.327	0.420	0.349
Iteration 3	0.317	0.315	0.243	0.247	0.327	0.420	0.349
Iteration 4	0.317	0.315	0.243	0.247	0.327	0.420	0.349

Captura de pantalla de SmartPLS v3.2.3

Para este caso, todos las cargas factoriales tiene valores superiores a 0,707 para ambas variables, por lo que se pueden considerar como integrantes de las mismas.

Tabla 6.10: Cargas factoriales de los indicadores de las variables latentes para el modelo simplificado

Outer Loadings

Matrix

	REP	SAT
REP1	0.860	
REP3	0.921	
REP4	0.887	
REP5	0.900	
SAT1		0.882
SAT4		0.935
SAT5		0.916

Captura de pantalla de SmartPLS v3.2.3

d) Fiabilidad de la escala o consistencia interna

Los valores de la fiabilidad compuesta para el cada variable de modelo reducido se muestran en la tabla 6.11. Al igual que el modelo completo, también se cumple la fiabilidad de la escala para cada una de las variables latentes y con valores superiores de los obtenidos en el primer modelo.

Tabla 6.11: Fiabilidad compuesta de las variables en el modelo simplificado

	Composite Reliability
REP	0.940
SAT	0.936

Captura de pantalla de SmartPLS v3.2.

e) Validez convergente

La tabla 6.12 muestra los valores de la varianza extraída media entregados por el algoritmo para el caso del modelo simplificado.

Para la reputación se tiene un valor 0,796 que está por arriba del valor aceptable del 0,5 y de lo entregado en el primer modelo. Para para la satisfacción se tiene un valor de 0,830 que, al contrario del primer modelo, sobrepasa el valor aceptable con holgura. Para ambos constructos se establece que más del 50% de su varianza es explicada por sus respectivos indicadores.

Tabla 6.12: Valores AVE para validez convergente

	Average Variance
REP	0.796
SAT	0.830

Captura de pantalla de SmartPLS v3.2.3

f) Validez discriminante

Al igual que en modelo completo se utilizará el criterio de Fornell-Lacker de la varianza extraída media (AVE). En la tabla 6.13 se muestra la relación entre las raíces cuadradas de cada varianza extraída media, puestas en la diagonal de la tabla y el coeficiente de regresión simple entre ambas variables latentes, ubicada en la esquina inferior izquierda de la diagonal.

Tabla 6.13: Validez discriminante según Fornell-Larcker para el modelo simplificado

	Reputación	Satisfacción
Reputación	0,970	
Satisfacción	0,522	0,967

Elaboración propia según datos obtenidos en SmartPLS

Al aplicar el criterio de Fornell y Lacker se obtiene que la correlación entre reputación y satisfacción (0,522) es menor que cada varianza extraída media. Por lo tanto se puede confirmar que el modelo cumple con la validez discriminante.

Al igual que en el modelo completo ambas variables han pasado las pruebas de fiabilidad y validez, por lo que se puede comprobar que los indicadores están muy enfocados en cada variable latente que representan y también están muy correlacionados entre sí.

g) Verificación de la importancia del camino estructural mediante Bootstrap

Los resultados obtenidos por el algoritmo de *"Bootstrap"* se muestran en la tabla 6.14, con ellos se puede verificar si el coeficiente de regresión simple del modelo interno es significativo o no. El coeficiente de regresión, al igual que el modelo completo, resulta ser significativo. Para el caso de este modelo se observa que la relación "REP->SAT" es estadísticamente significativa con un valor t de 5,916.

Tabla 6.14: Resultados del Bootstrap para el modelo simplificado

Path Coefficients

Mean, STDEV, T-V... | Confidence Intervals | Confidence Inter... | Export to clipboard:

	Original Sample (C	Sample Mean (M)	Standard Deviatio	T Statistics (|O/ST	P Values
REP -> SAT	0.522	0.534	0.088	5.961	0.000

Captura de pantalla de SmartPLS v3.2.3

Tabla 6.15: Prueba T para las cargas externas de los indicadores del modelo simplificado

Outer Loadings

Mean, STDEV, T-V... | Confidence Intervals | Confidence Inter... | Export to clipboard:

	Original Sample (C	Sample Mean (M)	Standard Deviatio	T Statistics (|O/ST	P Values
REP1 <- REP	0.860	0.852	0.042	20.526	0.000
REP3 <- REP	0.921	0.918	0.026	36.046	0.000
REP4 <- REP	0.887	0.883	0.035	25.427	0.000
REP5 <- REP	0.900	0.895	0.032	28.339	0.000
SAT1 <- SAT	0.882	0.878	0.046	19.055	0.000
SAT4 <- SAT	0.935	0.937	0.020	47.695	0.000
SAT5 <- SAT	0.916	0.914	0.024	38.419	0.000

Captura de pantalla de SmartPLS v3.2.3

De la tabla 6.15 se concluye que todos los indicadores son estadísticamente significativos. Caso que ya se había comentado en el apartado anterior, ya que el modelo simplificado se construyó con los indicadores que habían sido evaluados como significativos en la prueba T. Al igual que la primera estimación del modelo, el indicador correspondiente a SAT4 es que el presenta al mayor valor t, seguido por SAT5, donde ambos indicadores hacen referencia a la satisfacción de características esperadas por los clientes y al sentido de pertenencia de la marca. Luego, de los indicadores respectivos a la reputación, el con mayor valor t resultó ser REP3.

6.3. Comparación de resultados

Para el primer modelo se verificó que no todos los indicadores eran fiables para ambos constructos, aunque se hayan cumplido ambas pruebas de validez; por lo que se consideró como un modelo no válido. Por lo tanto la teoría que representaba el modelo no estaba bien fundada. Al contrario del modelo completo, el modelo simplificado construido con aquellos indicadores que si resultaron ser estadísticamente significativos en la primera estimación si resultó ser fiable como válido y con indicadores significativos a nivel estadístico, por lo que la teoría fundada por el modelo simplificado si está bien fundada.

7. Conclusiones

PLS es una técnica que fue diseñada para reflejar las condiciones teóricas y empíricas de las ciencias sociales y del comportamiento, donde generalmente la teoría no está bien asentada y hay escasa información disponible (World, 1979).

El modelo planteado en este estudio busca estudiar si existe alguna relación estadísticamente significativa entre la reputación de una marca de lujo y la satisfacción de sus consumidores. En el capítulo 2 se planteó la hipótesis que busca establecer la relación entre estos dos conceptos como; cuanto mejor sea la reputación de la marca de lujo, mayor será la satisfacción del consumidor.

Por medio del diseño de un modelo de ecuaciones estructurales en que cada uno de los conceptos anteriores es representado por una variable latente, las que a su vez son construidos a través de ciertos indicadores que son medibles de una manera más fácil (figura 5.2) se busca comprobar esta hipótesis. Los indicadores con los cuales se construyeron las variables latentes fueron creados a través de una encuesta (ANEXO) realizada por un equipo experto de la Universidad de Santiago de Chile liderado por Enrique Marinao, académico de esta casa de estudios y Doctor en Ciencias Empresariales de la Universidad Autónoma de Madrid. Para obtener los resultados de la encuesta para este estudio fueron encuestadas 450 personas en distintos lugares de la ciudad de Madrid.

En la primera simulación realizada utilizando los 10 indicadores para reputación y satisfacción, basados en las preguntas de la encuesta (ANEXO), se logró verificar que sólo 7 de ellos son fiables y significativos estadísticamente aunque pasaron las pruebas validez. Por lo que el modelo no pudo darse como válido; aunque se haya obtenido como resultado a priori que la reputación de la marca explica sólo un 27,6% de la satisfacción de los clientes por la misma, entendiéndose para el marketing como una relación débil.

Ante lo anterior se realizó lo que la teoría llama una “depuración de ítems” o, en palabras más sencillas, eliminar todos aquellos indicadores que no cumplan con el criterio de fiabilidad (o con cargas inferiores a 0,707). Por lo que se comprobó la relación entre la reputación de la marca y la satisfacción de los consumidores bajo las restricciones de solo 7 indicadores. Cabe destacar que lo que se está haciendo aquí es en cierto modo redefiniendo la reputación de la marca y la satisfacción de los clientes, que según la elaboración de la encuesta estos dos conceptos están definidos por todos aquellos que hacen referencia a cada uno de ellos. Por lo que al quitar 3 de los 10 indicadores no se sabe con exactitud si lo que se está midiendo es la reputación y satisfacción de la marca como tal. Para saber si esto es cierto o no habría que

realizar un grado de ajuste a cada una de estas variables latentes, lo que está fuera del desarrollo de esta investigación, pero podría ser considerada como un alcance del mismo. De todas formas, la intuición hace pensar que al eliminar estos 3 indicadores, las nuevas variables latentes construidas están bastante relacionadas con la reputación y satisfacción iniciales.

Luego de realizada la segunda simulación se pudo comprobar que el modelo resultó ser fiable y válido al pasar cada una de las pruebas. Por lo que de buenas a primeras se podría concluir que la teoría fundada en este trabajo está correcta. La reputación de la marca influye en un 27,3% en la satisfacción que tienen los clientes sobre la misma, esta relación sigue siendo de carácter débil para el marketing, pero la modificación del primer modelo hacia el reducido lleva a anotar algunas consideraciones.

Por el lado de la reputación, los indicadores que resultaron ser fiables y válidos son aquellos que hablan de la reputación en sí misma de la marca, sin importar cómo está vista frente a la competencia; lo que dice la historia del nombre de la marca y lo que las demás personas dicen de la misma. Es decir, es muy importante para el cliente lo que los demás hablan o comentan de la marca, como una forma de sentirse dentro de un grupo importante al consumirlas.

Tal y como se comenta en *"Branding Strategy Insider"*[3] el mercado de las marcas de lujo no admite comparaciones, ser una marca única es lo verdaderamente importante. Lo significativo es que una marca de lujo tenga personalidad propia y no que sea mejor que otra. Como se comentó en el párrafo anterior, el indicador REP2 (esta marca tiene mejor reputación que otras marcas similares) resultó ser no válido en el primer modelo por lo que fue eliminado para la segunda simulación; por lo que la comparación que se hace de una marca de lujo frente a las de su competencia no refleja su reputación. Chanel no tiene mejor o peor reputación que Hermes, sino, cada una de esas marcas tiene su identidad propia.

La variable REP1 (esta marca tiene muy buena reputación) si resultó ser fiable y válida. Se condice con este mismo principio de *"Branding Strategy Insider"* donde lo importante es que la marca de lujo tenga una personalidad verdaderamente única y atemporal. Lo mismo sucede con las variables REP3 (esta marca es muy respetada por la gente), REP4 (de esta marca la gente habla muy bien) y REP5 (esta marca históricamente tiene buena reputación) en donde los consumidores se dejan llevar por los buenos comentarios que hacen los demás sobre las mismas, siendo o no consumidores de marcas de lujo. Tal y como lo asevera el principio de que **"las marcas de lujo van más allá y buscan ser reconocidas**

[3] *Branding Strategy Insider* (empresa especializada en marketing de marcas). La lista está resumida y traducida al español por Marketing directo. Se encuentra disponible en el siguiente enlace:
http://www.marketingdirecto.com/actualidad/checklists/los-10-antimandamientos-del-marketing-de-lujo/

también por aquellos que no son clientes", expuesto en *"Branding Strategy Insider".* Y como se expuso antes, los consumidores al utilizar las marcas de lujo (por lo que son) quieren sentirse dentro de un segmento importante al consumirlas, tal y como lo dice el principio de que "**el lujo es la consecuencia de la meritocracia, es aquello que diferencia a las personas en función de sus méritos. Si alguien quiere elevarse a sí mismo a ojos de los demás, tiene en las marcas de lujo unas grandes aliadas**".

Según los resultados obtenidos en la tabla 6.11; cuán respetada es la marca por la gente y la reputación histórica que tiene la marca son los indicadores que mejor representan al constructo de reputación con cargar superiores a 0,9. Seguido de lo bien que habla de la marca y la reputación que tiene la marca por si misma con cargas superiores a 0,8.

Ahora, para los indicadores de la satisfacción, aquellos que hacen referencia a los momentos o experiencias vividos con la marca resultaron no ser fiables ni significativos lo que podría reflejarse en que la experiencia de compra vivida por los clientes no es fundamental para sentirse satisfechos con la marca; más bien los indicadores relacionados a la satisfacción de características esperadas por los consumidores y sentido de pertenencia a la marca resultaron ser fiables y válidos.

El indicador SAT2 (por medio de esta marca he vivido experiencias muy satisfactorias) y SAT3 (por medio de esta marca he logrado momentos muy importantes) fueron eliminados para la segunda simulación ya que resultaron ser no válidas. Según *"Branding Strategy Insider",* una marca de lujo debe ponérsela difícil al cliente para adquirir sus productos. Las marcas de lujo no están disponible en todos los canales de distribución, por lo que para poder adquirirlas los clientes deben hacer un esfuerzo adicional. Por lo que esto no implica que el cliente tenga experiencias satisfactorias para poder comprar el artículo que desee. Es razonable que SAT2 no sea una variable a considerar para la satisfacción. Ahora, tanto SAT2 como SAT3 pueden ser entendidas de diferentes maneras por los encuetados, aquellos que las asociaron a momentos importantes de sus vidas y otros a la experiencia de compra. Aquí podría darse una discrepancia con el principio de la meritocracia, ya que los consumidores "necesitan" de estas marcas para sentirse bien con ellos mismos y con el entorno que los rodea. Si se mira por el lado de la experiencia de compra entonces se alinea a lo expresado al principio.

El indicadores SAT4 (me siento muy satisfecho con las características de esta marca) resultó ser aquel con una mayor importancia, con una carga 0,94. Cabe destacar que las marcas de lujo no responden a la creciente demanda, como lo dice *"Branding Strategy Insider"*, las marcas de lujo producen unidades limitadas de sus modelos, ya que gracias a esto logran ser exclusivos. Los consumidores al tener un

artículo con muy poca probabilidad de que alguien más dentro de su círculo lo tenga, los hace sentirse únicos y, por lo tanto, muy satisfechos con lo que compran. Para de esta forma hacerse fieles a las mismas. Los otros 2 indicadores que resultaron ser válidos, SAT1 (por medio de esta marca me siento muy satisfecho) y SAT5 (me siento muy satisfecho porque esta marca es ideal para mi) con cargas de 0,88 y 0,81 respectivamente pueden caer dentro de este mismo principio, de que los clientes se están llevando algo único y por la misma razón están muy satisfechos debido a que muy pocas personas tendrán los mismos accesorios.

Con respecto a la relación directa entre estas dos variables latentes, para el marketing es considerara débil, alcanzando el índice de regresión lineal el valor de 0,522 (solo un 52,2%) los indicadores escogidos están muy relacionados entre si y pueden explicar bien las variables latentes que ellos representan.

8. Bibliografía

- Bearden, W. O., & Etzel, M. J. (1982). Reference group influence on product and brand purchase decisions. Journal of Consumer research, pp. 183-194.

- Bagozzi, R. P., & Yi, Y. (1988). On the evaluation of structural equation models. Journal of the Academy of Marketing Science, 16(1), 74–94.

- Barclay, D.; Higgins, C.; Thompson, R. (1995): "The Partial Least Squares (PLS) Approach to Causal Modelling: Personal Computer Adoption and Use as an Illustration", Technology Studies, Special Issue on Research Methodology, 2(2): 285-309.

- BATISTA FOGUET, Joan Manuel, COENDERS GALLART, Germá (2000). Modelos de Ecuaciones Estructurales. Cuadernos de Estadística 6, Editorial La Muralla SA, Madrid

- Bearden & Etzel, 1982; Reith & Meyer, 2003; Sombart, 1922

- BISQUERRA, R. (1989). Introducción conceptual al análisis multivariable. Vol. II, PPU, Barcelona.

- Branding Strategy Insider: http://www.brandingstrategyinsider.com/

- Bollen, K. A. & Ting, K. (2000): "A tetrad test for causal indicators". Psychological Methods, 5: 3 - 22.

- Bollen, K.A. (1989): Structural Equations with Latent Variables. New York: John Wiley & Sons.

- Chasco C., Marinao E., Torres E. (2014): "La satisfacción como determinante de la familiaridad del destino turístico. Rol de la percepción de beneficios", Vol. 54, nº 4, pp. 393-404.

- Chin, W. W., (2000). Frequently Asked Questions – Partial Least Squares & PLS-Graph.

- Chin, W.W. (1998a): "Issues and Opinion on Structural Equation Modeling", MIS Quarterly, 22(1). March: vii-xv.

- Chin, W.W. (1998b): "The Partial Least Squares Approach to Structural Equation Modeling", en G.A.

- Dubois, B., Laurent, G., & Czellar, S. (2001). Consumer rapport to luxury: Analyzing complex and ambivalent attitudes (No. 736). HEC Paris.

- Fornell, C., & Larcker, D.F., (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. Journal of Marketing Research, 18 (1), 39-50.

- González-Peláez, M. (2014). La Comunicación a través del Lujo. Historia y Comunicación Social, 19, 499-510.

- Hwang, H., Malhotra, N. K., Kim, Y., Tomiuk, M. A., & Hong, S. (2010). A comparative study on parameter recovery of three approaches to structural equation modeling. Journal of Marketing Research, 47 (Aug), 699-712.

- Okonkwo, U. (2007). Luxury fashion branding: trends, tactics, techniques. New York: Palgrave Macmillan, pp. 102-224.

- Okonkwo, U. (2009). The luxury brand strategy challenge. Journal of brand management, 16(5), pp. 287-289.

- Okonkwo, U. (2010). Luxury online: Styles, systems, strategies. New York: Palgrave Macmillan, pp. 11-107.

- Oliver, R. (1980). A cognitive model of the antecedents and consequences of satisfaction decision. Journal of Marketing Research, 17, 460-469.

- Sombart, W. (1967). Luxury and Capitalism, 1922. Ann Arbor, Michigan: University of Michigan Press.

- Vickers, J. S., & Renand, F. (2003). The marketing of luxury goods: an exploratory study–three conceptual dimensions. The Marketing Review, 3(4), 459-478.

- Vigneron, F., & Johnson, L. W. (1999). A review and a conceptual framework of prestige-seeking.

- Wong, K. K. (2010). Handling small survey sample size and skewed dataset with partial least square path modelling. Vue: The Magazine of the Marketing Research and Intelligence Association, November, 20-23.

- Wong, K. K. (2011). Review of the book Handbook of Partial Least Squares: Concepts, Methods and Applications, by V. Esposito Vinzi, W.W. Chin, J. Henseler & H. Wang (Eds). International Journal of Business Science & Applied Management. 6 (2), 52-54.

9. ANEXO

9.1. ENCUESTA REALIZADA

Buenos (as) días/tardes. Desde la **Universidad Autónoma de Madrid** estamos realizando una investigación acerca de la percepción de las Marcas de Lujo en la industria de la moda. En este contexto, le agradeceríamos mucho su colaboración, dada la importancia de su opinión para el desarrollo de este estudio. Los datos serán tratados en forma confidencial y sólo para fines académicos. Por favor, seleccione la marca que ha sido o es importante en su vida:

World Luxury Association Top 10 Fashion	Elección de Marca
Hermes	
Chanel	
Louis Vuitton	
Christian Dior	
Ferragamo	
Versace	
Prada	
Fendi	
Giorgio Armani	
Ermenegildo Zegna	

En relación a **esta Marca** se plantearán algunas afirmaciones.
Por favor, evalúe en un rango de 1 a 7 cada una de estas afirmaciones, donde:

1	2	3	4	5	6	7
Totalmente en Desacuerdo	Muy en Desacuerdo	Levemente en Desacuerdo	Ni de Acuerdo Ni en Desacuerdo	Levemente de Acuerdo	Muy de Acuerdo	Totalmente de Acuerdo

SECCIÓN I:

Qué atributos de la Marca son los más relevantes para el Consumidor:

Esta Marca es, respecto a otras Marcas...	1	2	3	4	5	6	7
Más elegante							
De mejor calidad							
Una opción más segura							
Más innovadora							
Más dominante							

Cuál es la capacidad que tiene la Marca de reforzar o mejorar el concepto que tiene el consumidor de sí mismo:

Esta Marca...	1	2	3	4	5	6	7
Me da prestigio							
Me da status							
Refleja lo que soy							
Expresa mi estilo de vida							
Está muy bien considerada por la gente							

Cuál es la capacidad que tiene la Marca de proporcionar una experiencia placentera:

Esta Marca …	1	2	3	4	5	6	7
Me hace olvidar mis problemas							
Me hace escapar de mi rutina							
Me hace vivir experiencias únicas							
Me hace sentir en otro mundo							
Es un placer para mis sentidos							

Cuál es el grado de familiaridad que el consumidor tiene de la Marca basado en experiencias previas.

Esta Marca…	1	2	3	4	5	6	7
Me resulta muy familiar							
Me es muy conocida							
De esta Marca siempre estoy bien informado (a)							
Siempre tengo presente esta Marca							
Mis amigos dicen que conozco muy bien esta Marca							

Cuál es la capacidad que tiene la Marca de producir emociones y afectos en el consumidor:

Siento que esta Marca es...	1	2	3	4	5	6	7
Entretenida							
Animada							
Agradable							
Alegre							
Estimulante							

Cuál es la capacidad que tiene la Marca de proporcionar utilidad para solucionar las necesidades del consumidor.

Esta Marca...	1	2	3	4	5	6	7
Es la más conveniente							
Es la más eficiente							
Es la mejor							
Me brinda el cuidado que necesito							
Me ofrece lo que estaba buscando							

Satisfacción: valoración positiva de los beneficios obtenidos por el consumidor a través de la Marca.

Por medio de esta Marca...	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Me siento muy satisfecho							
He vivido experiencias muy satisfactorias							
He logrado momentos muy importantes							
Me siento muy satisfecho por las características de esta Marca							
Me siento muy satisfecho porque es la Marca ideal para mí							

Cuál es la reputación que tiene la Marca para el Consumidor:

Esta Marca …	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Tiene una muy buena reputación							
Tiene mejor reputación que otras Marcas similares							
Es muy respetada por la gente							
De esta Marca la gente habla muy bien							
Históricamente tiene una buena reputación							

Hasta qué punto la Marca cumple las obligaciones y promesas hechas al consumidor. Hasta qué punto la Marca es capaz de tener en cuenta mis bienestar e intereses personales, ofreciéndome la ayuda necesaria Hasta qué punto la Marca tiene la capacidad, conocimiento y dominio suficientes en su campo y actividades específicas

Esta Marca …	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Es muy fiable							
Es muy íntegra							
Actúa en mi beneficio							
Actúa a mi favor							
Hace de la moda un excelente trabajo							
Hace de la moda un “arte”							

Hasta qué punto el personal cumple las obligaciones y promesas hechas al consumidor. Hasta qué punto el personal es capaz de tener en cuenta mis bienestar e intereses personales, ofreciéndome la ayuda necesaria Hasta qué punto el personal tiene la capacidad, conocimiento y dominio suficientes en su campo y actividades específicas

El personal de la Tiendas de esta Marca (Vendedores, cajeros, recepcionistas)…	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Es honesto							
Es respetuoso							
Se preocupa por mi bienestar							
Se pone en mi lugar							
Sabe cómo tratarme							
Posee destrezas importantes							

SECCIÓN II:
A continuación usted encontrará una lista de palabras y afirmaciones que describen en general, diferentes sentimientos, emociones o estados de ánimo. Por favor, señale en qué medida siente usted cada una de estas emociones en general.

En general siento que estoy…

	1	**2**	**3**	**4**	**5**	**5**	**7**
Interesado							
Estresado							
Animado							
Molesto							
Firme							
Culpable							
Asustado							
Agresivo							
Entusiasmado							
Orgulloso							
Irritable							
Alerta							
Avergonzado							
Inspirado							
Nervioso							
Resuelto							
Atento							
Inquieto							
Activo							
Temeroso							

En general

	1	2	3	4	5	6	7
Cuando cometo un error, siempre estoy dispuesto a admitirlo.							
Siempre trato de practicar lo que predico.							
Nunca me ofendo si me piden que devuelva un favor.							
Nunca me he molestado cuando otros expresan ideas muy diferentes a las mías.							
Nunca he dicho a propósito algo que pueda herir los sentimientos de otro.							
A veces me gusta hablar de cotilleos.							
Ha habido ocasiones en que me he aprovechado de otros.							
A veces he tratado de vengarme de alguien, en vez de perdonarlo y olvidar.							
Hay veces en que realmente insisto en que las cosas se hagan a mi manera.							
En ocasiones me han dado ganas de romper cosas por rabia.							

SECCIÓN III:

Por favor señale su nivel de estudios:

☐ Analfabeto o sin estudios ☐ Educación Secundaria en curso ☐ Formación Profesional en curso ☐ Estudios universitarios en curso ☐ Estudios de Postgrado en curso ☐ Otro:_____

☐ Título Educación Primaria ☐ Título Educación Secundaria ☐ Título Formación Profesional (F.P.) ☐ Título universitario ☐ Título de Máster o Doctorado ☐ No Sabe –No Contesta

¿Cuál es su situación laboral actual?

☐ Trabaja tiempo parcial ☐ Trabaja tiempo completo ☐ Busca Empleo ☐ Ama de Casa ☐ Jubilado ☐ Estudiante ☐ No Sabe– No Contesta

Nivel de Ingresos brutos mensuales:

☐ Menos de 300 ☐ Entre 1.001 y 2.000 ☐ Entre 5001 y 20.000 ☐ No Sabe-No Contesta

☐ Entre 301 y 700 ☐ Entre 2.001 y 3.000 ☐ Entre 20.001 y 50.000

☐ Entre 701 y 1.000 ☐ Entre 3.001 y 5.000 ☐ Más 50.001

Sexo del entrevistado:

☐ Masculino ☐ Femenino

Estado Civil:

☐ Casada (o) ☐ Soltera (o) ☐ Divorciada (o) o Separada (o) ☐ Viuda (o) ☐ Otro_____ ☐ No Sabe-No Contesta

Intervalo de edad del entrevistado:

☐ Entre 18 y 24 ☐ Entre 25 y 34 ☐ Entre 35 y 44 ☐ Entre 45 y 54 ☐ Entre 55 y 64 ☐ Mayor de 65 ☐ No Sabe /No Contesta

Código postal: _____

EMAIL DE CONTACTO: _____

9.2 USO DE SmartPLS PARA LA ESTIMACIÓN DE MODELOS SEM

9.2.1. Consideraciones durante la instalación de SmartPLS

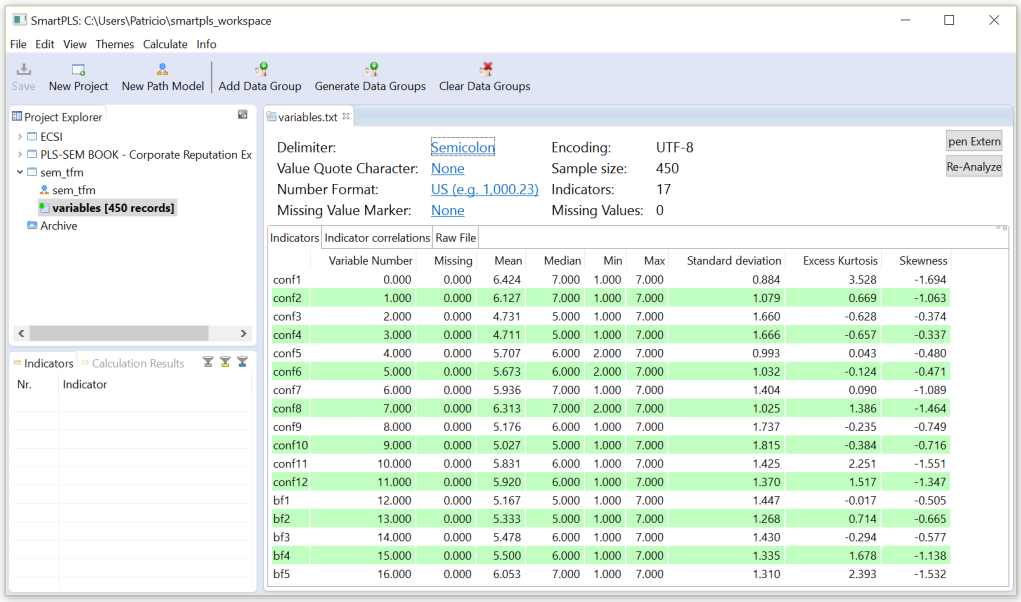
SmartPLS puede descargarse de manera gratuita desde el sitio oficial de sus desarrolladores que se encuentra en la siguiente dirección: http://www.smartpls.de/ . Durante la instalación, será necesario la creación de una cuenta gratuita para empezar a utilizar el software. Existen dos modalidades de uso: Una es la versión de pago, y la otra, la versión gratuita. La versión gratuita está disponible para estudiantes por tiempo ilimitado. El inconveniente que tiene esta modalidad académica es que el máximo número de muestras que se puede utilizar en cada proyecto está limitado a 100. Con la versión de pago, esta limitación no existe y, además, se tienen disponibles muchas más funcionalidad como la atención al cliente vía Skype o la revisión de resultados por personas expertas.

Si lo que se quiere es evitar la limitación de datos y explotar al máximo el software de manera gratuita, se puede optar por la opción de prueba de 30 días. Esto es recomendable sobre todo si se tiene en mente un proyecto de corta duración y en el que el uso del software se utilizará sólo durante un corto periodo de tiempo (inferior a 30 días).

9.2.2. Creación de un proyecto en SmartPLS

Una vez arrancada la aplicación de SmartPLS, nos vamos al menú “File” para crear un nuevo proyecto. Le daremos el nombre que deseemos al proyecto y, a continuación, importaremos los datos. Una vez que los datos se hayan cargado adecuadamente, se nos abrirá una pestaña con los datos importados donde podremos observar información relacionada con el número de muestras, el número de indicadores, valores nulos, entre otros (figura 9.1)

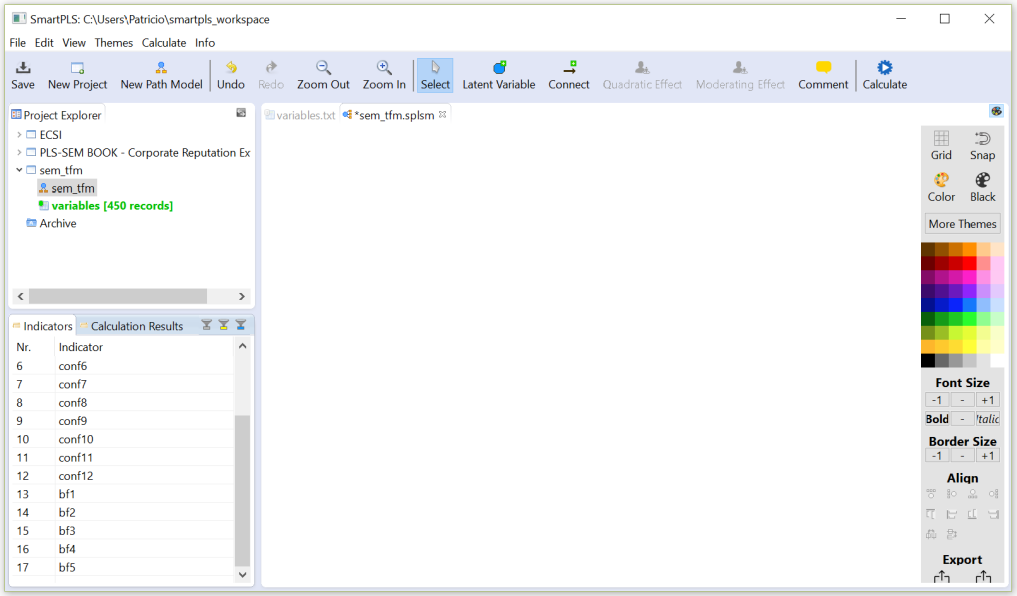
Figura 9.1: Creación de un proyecto e importación de datos en SmartPLS



	Variable Number	Missing	Mean	Median	Min	Max	Standard deviation	Excess Kurtosis	Skewness
conf1	0.000	0.000	6.424	7.000	1.000	7.000	0.884	3.528	-1.694
conf2	1.000	0.000	6.127	7.000	1.000	7.000	1.079	0.669	-1.063
conf3	2.000	0.000	4.731	5.000	1.000	7.000	1.660	-0.628	-0.374
conf4	3.000	0.000	4.711	5.000	1.000	7.000	1.666	-0.657	-0.337
conf5	4.000	0.000	5.707	6.000	2.000	7.000	0.993	0.043	-0.480
conf6	5.000	0.000	5.673	6.000	2.000	7.000	1.032	-0.124	-0.471
conf7	6.000	0.000	5.936	7.000	1.000	7.000	1.404	0.090	-1.089
conf8	7.000	0.000	6.313	7.000	2.000	7.000	1.025	1.386	-1.464
conf9	8.000	0.000	5.176	6.000	1.000	7.000	1.737	-0.235	-0.749
conf10	9.000	0.000	5.027	5.000	1.000	7.000	1.815	-0.384	-0.716
conf11	10.000	0.000	5.831	6.000	1.000	7.000	1.425	2.251	-1.551
conf12	11.000	0.000	5.920	6.000	1.000	7.000	1.370	1.517	-1.347
bf1	12.000	0.000	5.167	5.000	1.000	7.000	1.447	-0.017	-0.505
bf2	13.000	0.000	5.333	5.000	1.000	7.000	1.268	0.714	-0.665
bf3	14.000	0.000	5.478	6.000	1.000	7.000	1.430	-0.294	-0.577
bf4	15.000	0.000	5.500	6.000	1.000	7.000	1.335	1.678	-1.138
bf5	16.000	0.000	6.053	7.000	1.000	7.000	1.310	2.393	-1.532

Debajo del nombre del proyecto abrimos con un doble clic el archivo PLS (con extensión *.splms*) que se corresponde con los datos importados. Una vez hecho esto, se nos abrirá una pestaña donde podremos empezar a "dibujar" nuestro modelo. También, en la parte inferior derecha tendremos a nuestra disposición los indicadores disponibles de los datos importados (figura 9.2).

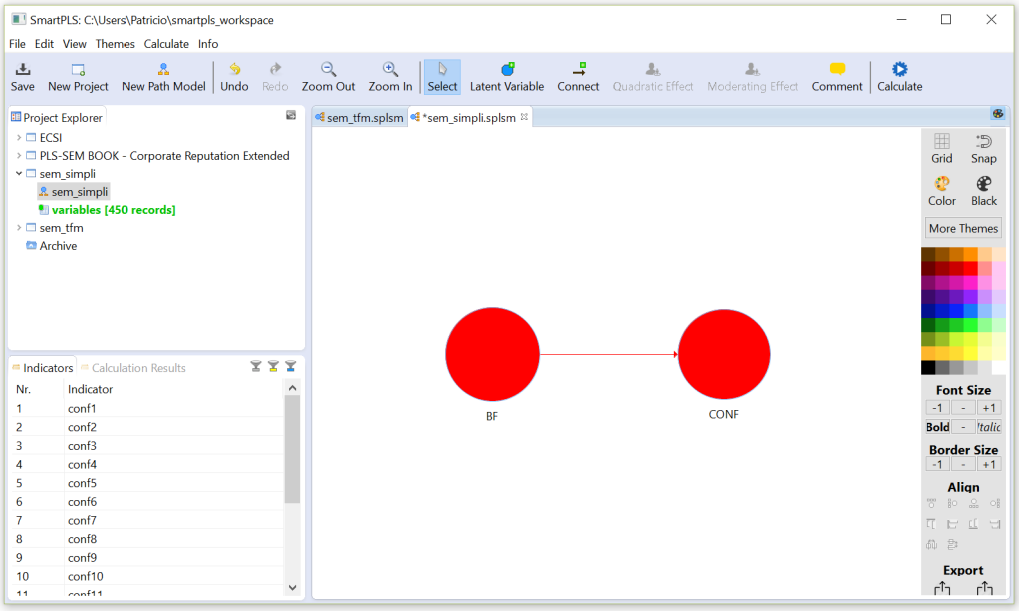
Figura 9.2: Lista de indicadores y entorno de dibujo de los modelos



9.2.3. Construcción del modelo interno

Un modelo interno se puede dibujar de manera bastante sencilla en SmartPLS. Para ello simplemente hacemos clic en el icono "Latent Variable" de la parte superior de la ventana (ver **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**). Con el icono seleccionado, dibujamos las variables latentes (círculos rojos) haciendo clic en el espacio en blanco y arrastrando para ajustar el tamaño del mismo. Una vez hayamos ajustado la posición y el tamaño de los círculos rojos, hacemos clic derecho en cada variable latente para cambiar el nombre por defecto a uno a apropiado que se ajuste a nuestro modelo (figura 9.3)

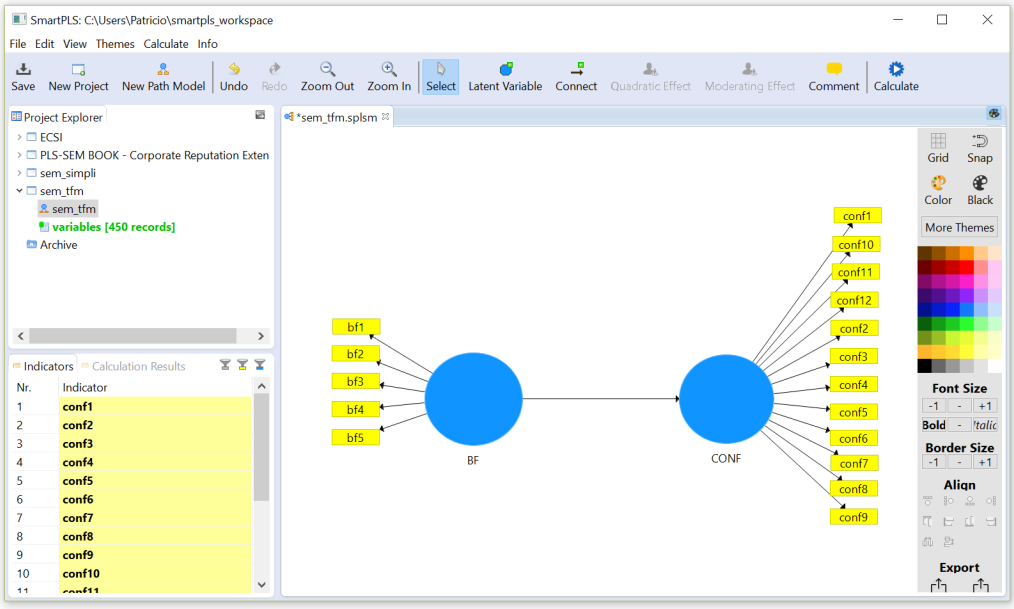
Figura 9.3: Construcción del modelo interno



9.2.4. Construcción del modelo externo

El siguiente paso es la construcción del modelo externo. Para ello, tenemos que enlazar los indicadores con las variables latentes arrastrándolos uno a uno desde la pestaña "Indicators" al círculo rojo correspondiente. Cada indicador será representado por un rectángulo amarillo y el color de las variables latentes cambiará de rojo a azul cuando se produzca la conexión. Los indicadores pueden ser fácilmente recolocados en la pantalla mediante el uso de la opción "Align Top/Bottom/Left/Right", que aparece al hacer clic derecho en la variable latente de color azul. El modelo resultado debería parecerse a la que se muestra en la figura 9.4

Figura 9.4: Construcción del modelo externo



9.2.5. Medidas formativas v/s reflectivas

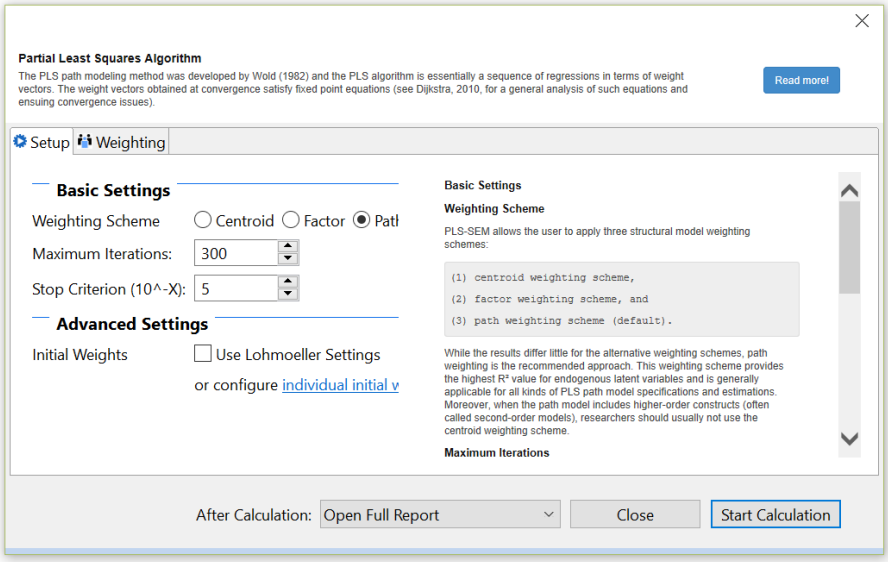
Cuando existen indicadores formativos en el modelo, se tiene que revertir la dirección de las flechas. Es decir, las flechas deberían estar apuntando desde los rectángulos amarillos (indicadores formativos) hacia los círculos amarillos (variables latentes). Esto se puede realizar fácilmente en SmartPLS haciendo clic derecho sobre la variable latente y seleccionando la opción “Switch between formative/reflective”.

En una escala de medida reflectiva, la dirección de causalidad va desde las variables latentes de color azul hacia los indicadores de color amarillo. Es importante notar que, por defecto, SmartPLS asume que los indicadores son reflectivos cuando se construye el modelo, con las flechas apuntando hacia fuera de los círculos azules. Uno de los errores más comunes entre los investigadores a la hora de usar SmartPLS es que olvidan cambiar la dirección de las flechas cuando los indicadores son “formativos” en lugar de “reflectivos”.

9.2.6. Ejecución del modelo

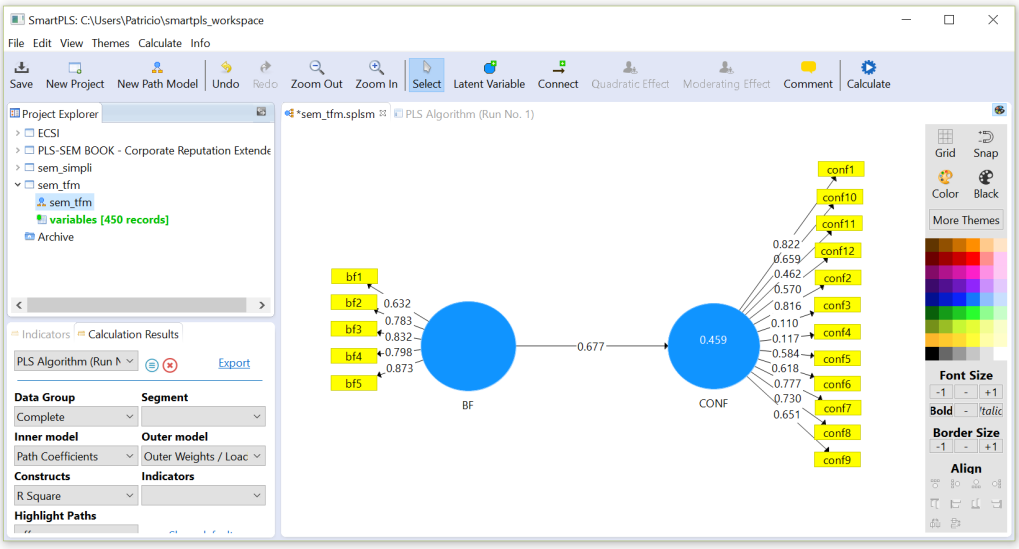
Una vez que los indicadores y las variables latentes están enlazadas correctamente, el procedimiento de modelado puede ser llevado a cabo haciendo clic en el menú “Calculate” y seleccionando la opción “PLS Algorithm”. Aparecerá una ventana de configuración en la que tendremos que especificar el número máximo de iteraciones y el criterio de parada (figura 9.5)

Figura 9.5: Configuración del algoritmo PLS



Una vez fijados los parámetros correspondientes, hacemos clic en el botón “Start Calculation” para comenzar la estimación del modelo. La salida de resultados tras la ejecución debería parecerse a lo que se muestra en la figura 9.6

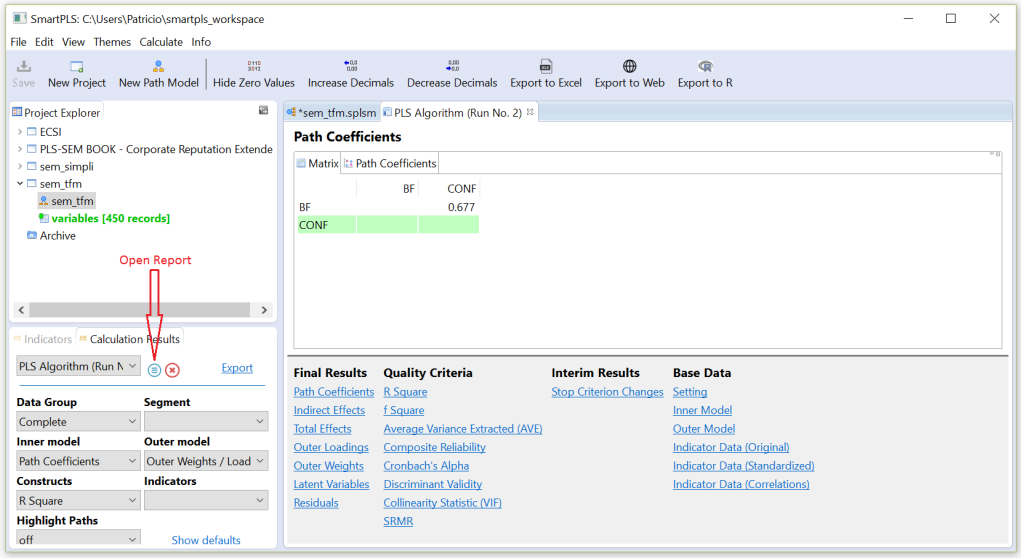
Figura 9.6: Resultados PLS-SEM



9.2.7. Cargas del modelo externo

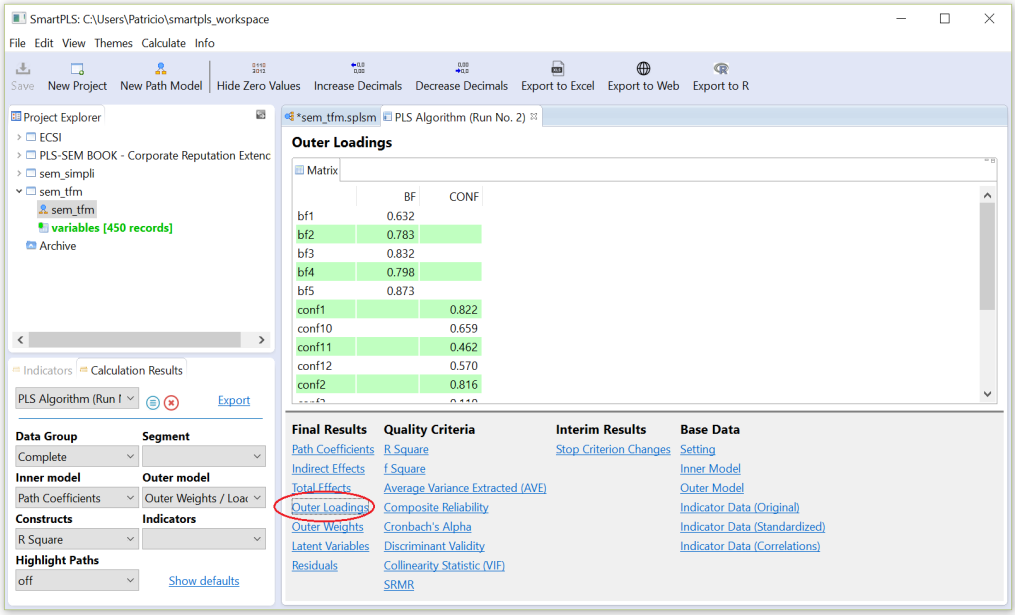
Para ver las correlaciones entre los indicadores y las variables latentes, nos vamos al reporte de los resultados. Este reporte debería haberse abierto automáticamente una vez terminada la ejecución. Si no fuese así, podemos mostrarlo haciendo clic en el botón “Open Report” ubicado en la parte derecha (figura 9.7). El título de la pestaña que contiene el reporte llevar por título lo siguiente “PLS Algorithm (Run No. x)”.

Figura 9.7: Reporte de resultados



Para ver los valores de las cargas del modelo externo hacemos clic en el enlace azul “Outer loadings” ubicado en la de la sección “Final results” (figura 9.8).

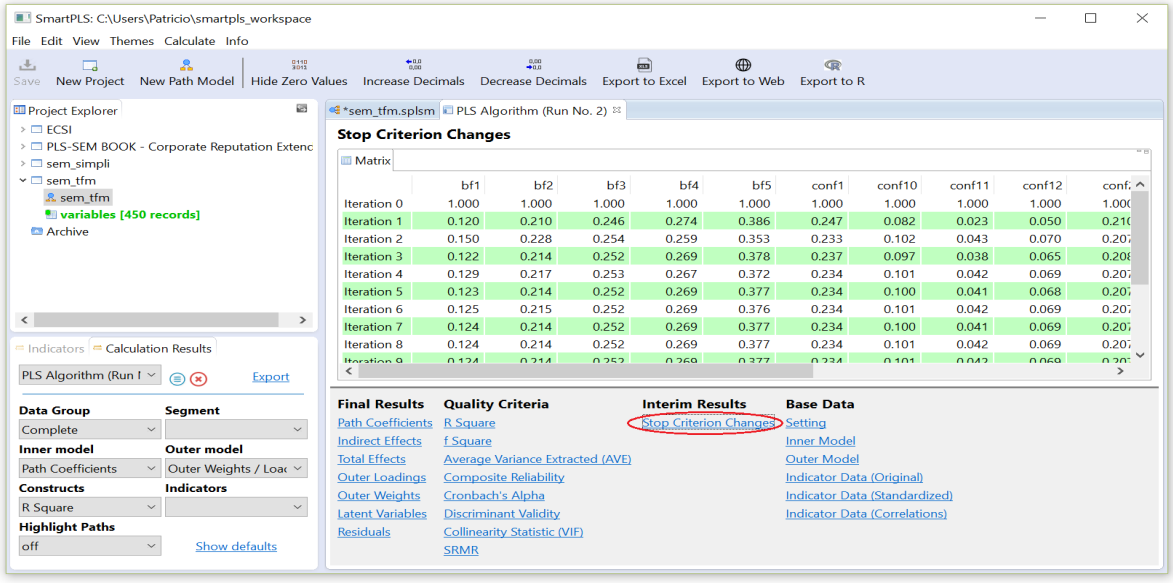
Figura 9.8: Cargas externas



9.2.8. Iteraciones consumidas por la estimación

Para ver el número de iteraciones que ha ejecutado el algoritmo PLS antes de converger a una solución, hacemos clic en el enlace azul “Stop Criterion Changes” de la sección “Interim Results” (figura 9.9)

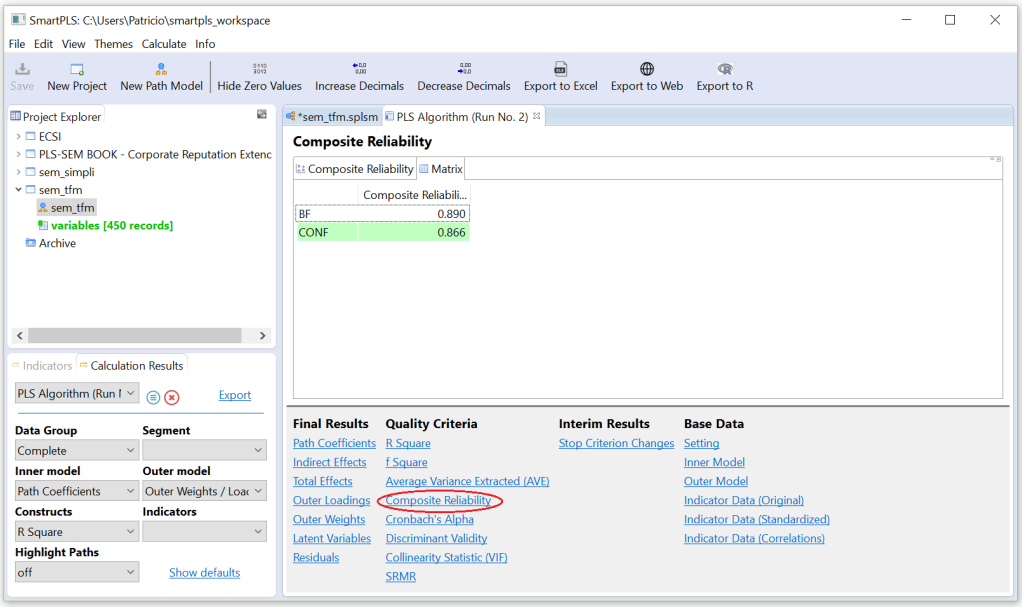
Figura 9.9: Número de iteraciones



9.2.9. Fiabilidad compuesta

Para ver los valores de fiabilidad compuesta de las variables latentes hacemos clic en el enlace “Composite Reliability” de la sección “Quality Criteria” (figura 9.10)

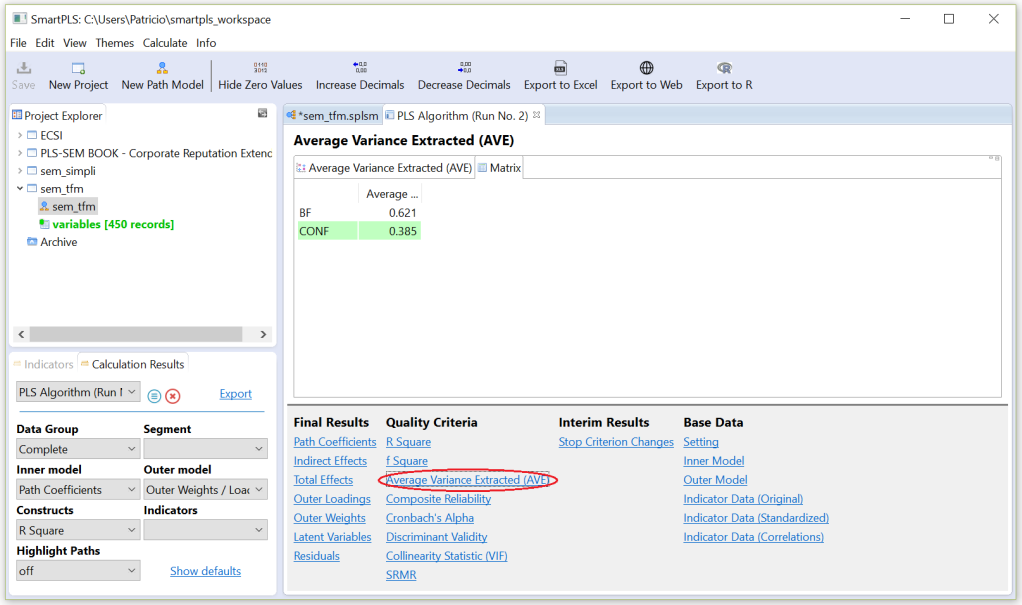
Figura 9.10: Fiabilidad compuesta



9.2.10. Varianza extraía media (Average Variance Extracted - AVE)

Para ver los valores del AVE de las variables latentes, hacemos clic en el enlace azul “Average Variance Extracted (AVE)” de la sección “Quality Criteria” (figura 9.11)

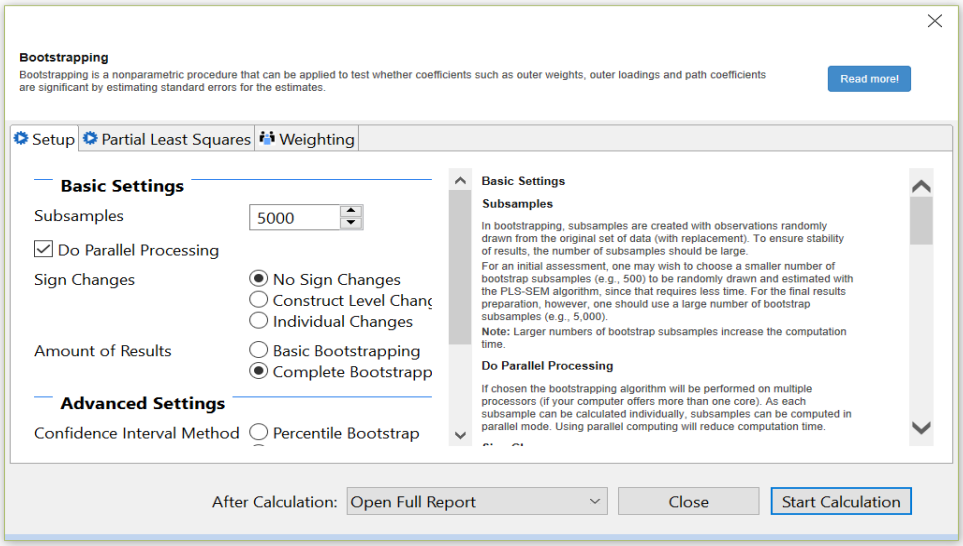
Figura 9.11: Varianza extraída media (AVE)



9.2.11. Bootstrapping

Para generar los estadísticos t en SmartPLS, mediante el algoritmo de Bootstrapping, hacemos clic en el menú “Calculate”, ubicada en la parte superior, y seleccionamos la opción “Bootstrapping”. A continuación se nos presentará una ventana de configuración donde tendremos que especificar parámetros como el número de submuestras o si queremos cambio de signo de las muestras (figura 9.12)

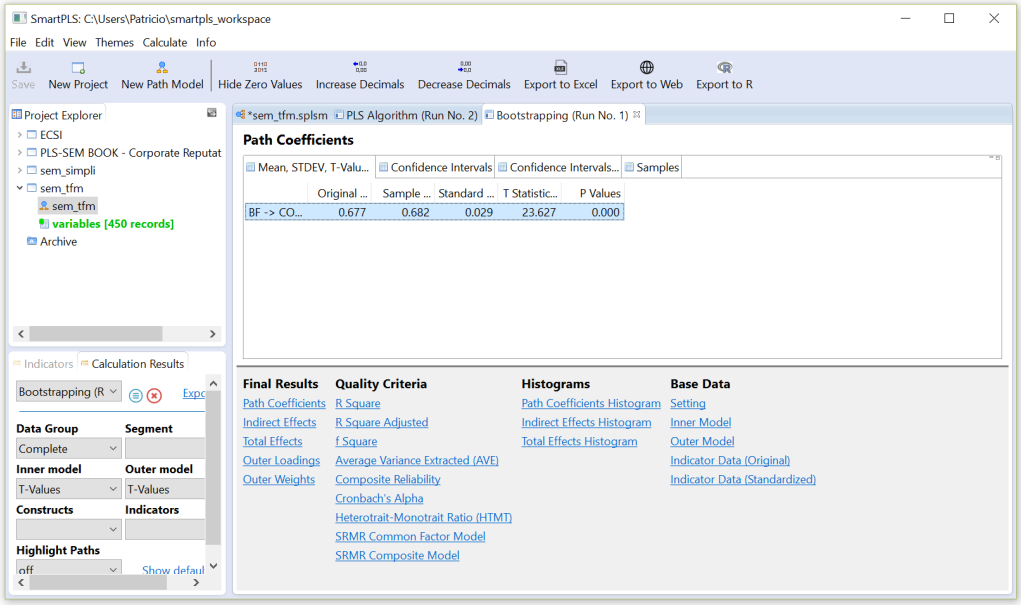
Figura 9.12: Configuración de Bootstrapping



Una vez especificadas los parámetros, hacemos clic en el botón “Start Calculation” para empezar la ejecución del algoritmo de “Boostrapping”.

Cuando el procedimiento de “Boostrapping” haya terminado, nos vamos a la pestaña titulada “Mean, STDEV, T-values” del reporte por defecto (figura 9.13), donde podremos ver los estadísticos t que permitirán saber si los coeficientes de trayectoria del modelo interno son significativos.

Figura 9.13: Resultados Boostrapping - Coeficientes de trayectoria del modelo interno



Para verificar los estadísticos t del modelo externo, hacemos clic en el enlace azul “Outer Loadings” de la sección “Final Results” (figura 9.14)

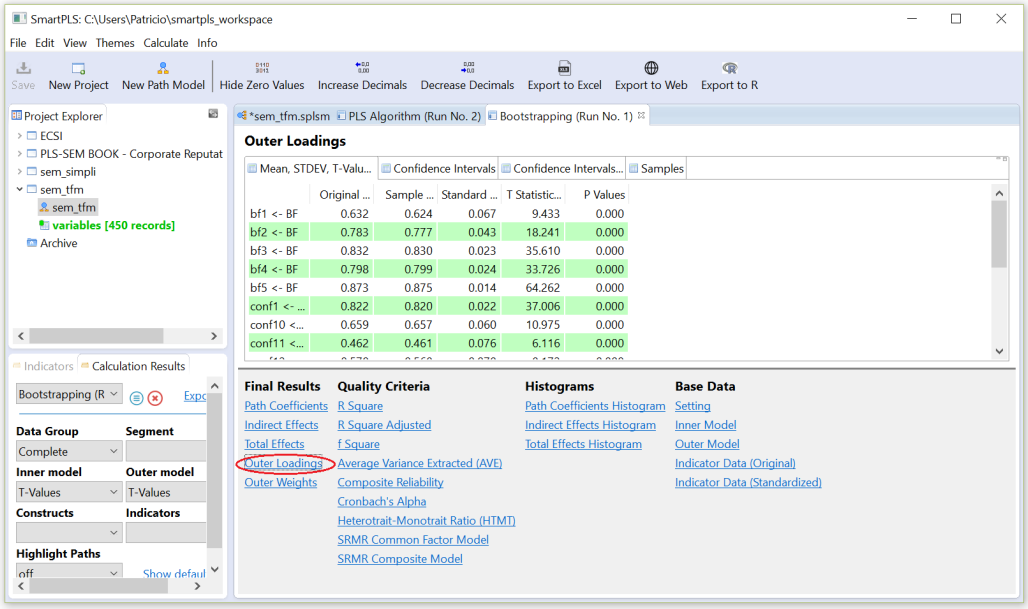



Figura 9.14: Estadísticos t de las cargas externas